

G

P

Mémoire de maîtrise

HF
1008.5
US
C68
2011

**Évaluation des styles d'investissement à l'aide de bêtas conditionnels
par des rendements mensuels et quotidiens**

Présenté à
M. Frank Coggins
Professeur

Présenté par
Marc-André Coulombe
Étudiant au M. SC
Faculté d'administration

 **UNIVERSITÉ DE
SHERBROOKE**

VII - 814

Table des matières

1	Remerciement	5
2	Sommaire descriptif.....	5
3	REVUE DE LA LITTÉRATURE.....	6
3.1	Évaluation des styles d'investissement	6
3.1.1	Style des actions	6
3.1.2	Style des obligations	9
3.1.3	Intégration d'un titre dans la bonne catégorie.....	12
3.2	L'importance de connaître le style d'investissement.....	13
3.2.1	Afin de connaître la relation risque/rendement réelle.....	13
3.2.2	Aux fins de comparaison.....	14
3.3	La mauvaise classification des fonds	15
3.4	Méthodes pour déterminer le style d'investissements.....	17
3.4.1	Portfolio-based, style analysis	17
3.4.2	Returns-based style analysis.....	17
3.4.3	Basé sur les variables observables.....	18
3.4.4	Comparaison entre le modèle PFSA et RBSA.....	18
3.4.5	Exemple simplifié	20
3.5	Le modèle RBSA	21
3.5.1	Utilité du modèle	21
3.5.2	Facteurs explicatifs	21
3.5.3	Classes d'actifs	22
3.5.4	Données mensuelles ou données quotidiennes.....	22

3.5.5	Modèle statique et modèle conditionnel	24
3.5.6	Bêtas conditionnels.....	25
3.5.7	Variables conditionnelles.....	25
4	Méthodologie	27
4.1	Type de gestionnaire dans l'étude.....	27
4.2	Portefeuille simulé	27
4.3	Le modèle RBSA de Sharpe	29
4.3.1	Contrainte du modèle RBSA	30
4.3.2	Le modèle conditionnel	31
4.3.3	Choix des facteurs.....	33
4.3.4	Choix des indices.....	34
4.3.5	Choix des variables conditionnelles.....	35
4.3.6	Mesure des variables conditionnelles	37
4.4	Comparaison entre les modèles	38
4.5	Différence avec le mémoire de Philippe Ingham.....	38
5	Analyse des résultats	40
5.1	Analyse statistique des facteurs	40
5.1.1	Gestionnaire d'actions américaines.....	40
5.1.2	Gestionnaire balancé	42
5.2	Analyse des régressions.....	45
5.2.1	Gestionnaires d'actions américaines	45
5.2.2	Gestionnaires balancés	47
5.3	Analyse de la performance des modèles	48
5.3.1	Gestionnaire d'actions américaines.....	49

5.3.2	Gestionnaire balancé	58
5.4	Comparaison des résultats entre les deux fréquences de rebalancement	64
6	Conclusion.....	66
7	Annexe	69
7.1	Modèle conditionnel de Ferson et Schadt (1996)	69
7.2	Statistiques descriptives des régressions	70
7.2.1	Gestionnaire d'actions américaines avec des données mensuelles.....	70
7.2.2	Gestionnaire d'actions américaines avec des données quotidiennes.....	71
7.2.3	Gestionnaire balancé avec des données mensuelles	72
7.2.4	Gestionnaire balancé avec des données quotidiennes	73
7.3	Test de comparaison de moyennes pour la fréquence de données.....	74
7.3.1	Gestionnaire d'actions américaines.....	74
7.4	Test de comparaison de moyennes pour les modèles	78
7.4.1	Gestionnaire d'actions américaines avec des données mensuelles.....	78
7.4.2	Gestionnaire d'actions américaines avec des données quotidiennes.....	79
7.4.3	Gestionnaire balancé avec des données mensuelles	80
7.4.4	Gestionnaire balancé avec des données quotidiennes	81
8	Bibliographie	83

1 Remerciement

Pour commencer, j'aimerais remercier le professeur Frank Coggins pour son soutien et l'aide qu'il m'a apporté dans ce mémoire. Un gros merci pour tout le temps et les efforts que tu as déployés pour l'avancement de ma recherche. De plus, j'aimerais remercier la professeure Claudia Champagne et le professeur Marc-André Lapointe pour avoir accepté d'être dans le comité de révision de mon mémoire.

2 Sommaire descriptif

Dans cette recherche, notre objectif est de déterminer si le modèle RBSA de Sharpe (1992) incluant des variables conditionnelles apporte une plus-value comparativement au modèle traditionnel. Pour ce faire, nous avons créé des portefeuilles fictifs que nous avons manipulés selon plusieurs hypothèses (fréquence de rebalancements, hypothèse de rebalancements, fréquence des données). Nous utilisons un modèle non-conditionnel et trois types de modèles conditionnels afin de déterminer lequel sera en mesure de bien évaluer les pondérations que détiennent nos portefeuilles fictifs. Nos principaux résultats sont les suivants :

Premièrement, tous nos modèles obtiennent de meilleurs résultats lorsqu'on utilise les données quotidiennes. En fait, les données mensuelles donnent des résultats significativement inférieurs à ceux obtenus avec l'utilisation de données quotidiennes. De plus, l'augmentation de la fréquence de données affecte davantage les modèles conditionnels contenant le plus de variables.

Deuxièmement, la fréquence de rebalancement ne semble avoir aucun impact sur nos résultats. En fait, les portefeuilles rebalancés annuellement n'obtiennent pas de meilleur résultats que ceux rebalancés mensuellement, et ce même si ces derniers sont rebalancés douze fois plus souvent.

Finalement, le choix du modèle le plus efficace reste ambigu. Le modèle VSE l'emporte pour le gestionnaire d'actions américaines alors que le modèle VUL l'emporte pour le gestionnaire balancé. On peut conclure que les modèles conditionnels obtiennent de meilleurs résultats comparativement au modèle traditionnel. Par contre, aucun des modèles conditionnels n'est significativement supérieur au modèle non-conditionnel.

3 REVUE DE LA LITTÉRATURE

3.1 Évaluation des styles d'investissement

Le style d'investissement d'un fonds commun indique aux investisseurs la relation risque/rendement à laquelle ils peuvent s'attendre. Au cours des dernières décennies, l'industrie des fonds communs a connu un essor considérable. En effet, en plus de se multiplier de façon exponentielle, ces fonds sont devenus de plus en plus complexes et spécialisés. Selon Investment Company Institute (ICI), le nombre d'objectifs d'investissement est passé de huit en 1976 à trente et un en 2003. Ces styles sont inclus dans quatre grandes catégories soient les actions, les fonds hybrides (par exemple, un fonds incluant des actions et des obligations), les obligations et le marché monétaire. Selon diBartolomeo et Witkowski (1997), un fonds peut être classé selon son style (ex : croissance du capital) et/ou selon le type de titres qu'il possède (ex : petites capitalisations). Avant de pouvoir classer correctement le style d'investissement d'un fonds, il faut d'abord savoir déterminer le style d'une action et celui d'une obligation.

3.1.1 Style des actions

Dans le passé, plusieurs auteurs ont tenté de déterminer si les caractéristiques d'une action avaient une influence sur son rendement à long terme. En particulier, Banz (1981) a découvert que les titres de petites capitalisations offraient un rendement supérieur et ce, ajusté pour le risque. Plus spécifiquement, cet effet de taille se caractérise par le rendement qui est négativement corrélé à la taille de la capitalisation boursière d'une firme.

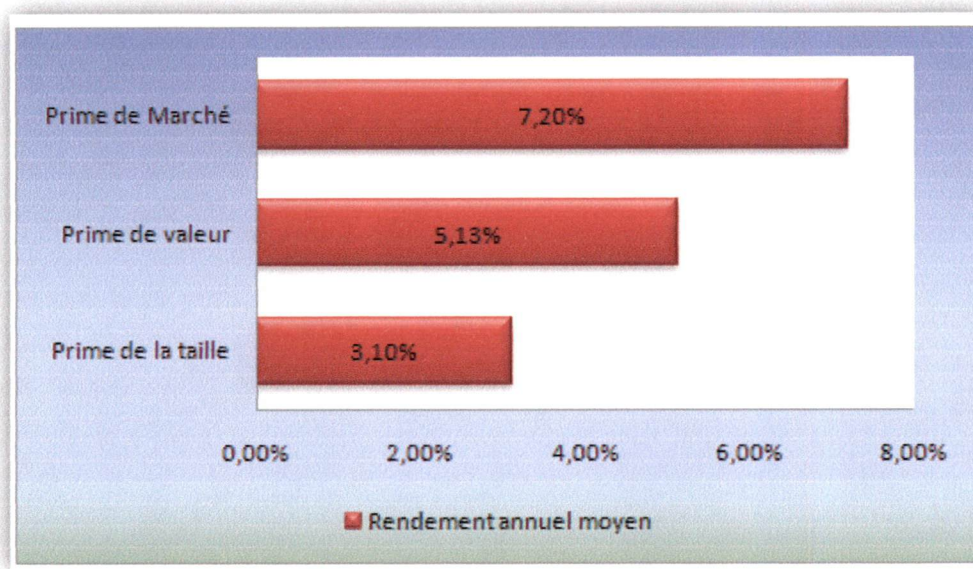
Par la suite, Fama et French (1993) ont développé un modèle multifacteurs qui permet de prendre en compte ce type d'anomalie. Ce modèle implique que l'espérance de rendement d'un titre est fonction :

- 1- Du rendement excédentaire du marché $R_m - R_f$.
- 2- De la différence entre le rendement d'un portefeuille de petites capitalisations et le rendement d'un portefeuille de grandes capitalisations (SMB).
- 3- De la différence entre le rendement d'un portefeuille avec un haut ratio valeur aux livres sur la valeur marchande (VL/VM) et le rendement d'un portefeuille avec un faible ratio VL/VM.

Le graphique 1 décompose le rendement d'un titre en expliquant la proportion liée à chacun des facteurs. Plus de la moitié (53 %) du rendement est expliqué par la taille de l'entreprise et par son ratio VL/VM.

Graphique 1
Les trois facteurs de Fama et French¹

Le graphique 1 présente les rendements obtenus pour chacun des trois facteurs de Fama et French (1993) pour une période de 81 ans (1928 à 2008). Il s'agit du rendement annuel moyen. Les trois facteurs de Fama et French (1993) étant la prime de marché, la prime valeur (déterminée par le ratio VL/VM) et la prime de la taille (déterminée par la capitalisation boursière).



Ces anomalies montrent l'importance de bien connaître les titres dans lesquels on investit, car les actifs sont exposés à divers degrés à différents facteurs de risque. Pour sa part, Carhart (1997) a inclus un quatrième facteur, soit un facteur momentum, au modèle de Fama et French (1993). Ce point est discuté plus loin.

Pour leur part, DeBondt et Thaler (1985) ont montré que le rendement passé d'un portefeuille est négativement corrélé à son rendement futur. Par exemple, les portefeuilles ayant obtenu les pires résultats dans le passé ont tendance à surperformer les autres fonds par la suite. À l'opposé, Jegadeesh et Titman (1993) et Asness (1994) ont découvert un effet momentum dans les rendements des portefeuilles. En effet, les auteurs ont trouvé que le rendement court terme d'un fonds (un an et moins) était corrélé à son rendement court terme futur. En conséquence,

¹ FRENCH, Kenneth. (Page consulté le 15 avril 2010), Fama/French Three Factors (en ligne). Adresse URL : <http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/index.html>

les meilleurs fonds durant une année ont davantage de chances de terminer dans les meilleurs fonds et d'obtenir de meilleurs résultats l'année suivante. L'inverse est également vrai. Cependant, il est impossible de se fier à l'effet momentum pour tenter de prévoir le rendement d'un fonds pour une échéance dépassant plus d'une année.

Carhart (1997) a obtenu des résultats semblables à ceux de Jegadeesh et Titman (1993) et Asness (1994). Pour ce faire, Carhart (1997) a inclus un facteur momentum dans son modèle. En fait, Carhart (1997) utilise le modèle de Fama et French (1993) auquel il a ajouté un quatrième facteur. Il utilise donc un modèle à quatre facteurs afin de prévoir les rendements futurs de fonds, car ce dernier croit que les meilleurs fonds ont tendance à surperformer les pires fonds sur un horizon d'un an. En incluant un facteur momentum, son modèle arrive à mieux prévoir les rendements futurs d'un fonds que le modèle de Fama et French (1993). En fait, le facteur momentum explique près de la moitié du rendement obtenu d'un portefeuille ayant terminé dans le premier décile, mais ce pourcentage d'explication diminue avec les déciles. Néanmoins, il arrive à la conclusion que les fonds momentum ne peuvent donner des rendements supérieurs à long terme étant donnés les frais de transactions et les frais d'entrée/sortie des fonds trop élevés.

Les résultats précédents peuvent laisser croire que le modèle à trois facteurs de Fama et French (1993) est incapable de détecter l'effet momentum. Par contre, Fama et French (1996) ont défendu leur modèle en affirmant que celui-ci capturait le momentum d'un fonds de façon indirecte. Ceux-ci croient que le rendement d'un fonds est négativement corrélé à son rendement futur. Par exemple, les actions ayant obtenu un faible rendement dans le passé tendent à avoir un haut ratio VL/VM. Par conséquent, celles-ci sont classifiées actions de type valeur et devraient donc obtenir un rendement plus élevé dans l'avenir. En résumé, les auteurs croient que l'effet de tendance d'un fonds (ou d'un titre) est déjà inclus dans le calcul de l'espérance de rendement et que l'inclure dans leur modèle impliquerait, en quelque sorte, de le calculer en double.

Un autre style d'investissement disponible pour les investisseurs est l'utilisation des fonds de dividendes. Ces fonds incluent les actions versant, habituellement, une bonne partie de leurs bénéfices en dividendes. Selon Hanson (2004), il y a deux types de fonds de dividendes. Premièrement, le fonds où le gestionnaire est plus conservateur dans la mesure où celui-ci investit dans des titres moins risqués tels que dans des actions privilégiées ou dans des fonds de

revenus (« Income Trust »). Ce type de fonds tend à calquer la relation risque/rendement d'un fonds à revenu fixe en faisant profiter les investisseurs des avantages fiscaux des dividendes. Deuxièmement, un fonds où l'on investit seulement dans des actions ordinaires versant un dividende élevé. Ce fonds est bien sûr plus risqué que le précédent. On comprend rapidement que ces fonds ne font pas face aux mêmes facteurs de risque ou, du moins, que la proportion de l'exposition vis-à-vis ces facteurs est bien différente entre les deux fonds.

Il y a également plusieurs autres types de stratégies ayant des relations risque/rendement différentes telles que les fonds basés sur le ratio bénéfice net par action / prix de l'action, basés sur le ratio des flux monétaires par action / prix de l'action action, etc.

Il existe plusieurs catégories d'actions, mais les actions incluses dans un même groupe ne sont pas nécessairement exposées au même degré aux différents facteurs de risque. Une bonne mesure de l'exposition au risque d'un portefeuille ne passe donc pas par les choix de pondérations, mais plutôt par les mesures d'exposition au risque, généralement estimées par une analyse de régression des rendements d'un portefeuille.

3.1.2 Style des obligations

Il y a également plusieurs styles de gestion dans le domaine obligataire. Premièrement, on peut classer les obligations selon le type d'émetteur. Par exemple, il y a les obligations gouvernementales (pays, états, provinces), les obligations municipales et les obligations d'entreprises. Deuxièmement, on peut classer les obligations selon la cote de crédit qui leur est octroyée par des agences de notation (Standard and Poors, Moody's). Ces fonds sont habituellement séparés en deux catégories. Premièrement, les « investment grade » sont les obligations ayant une cote de crédit de BBB ou supérieure. Deuxièmement, les « speculative grade » comprennent les obligations avec une cote inférieure à BBB. Vous pouvez voir dans le tableau 1 que le risque diffère énormément entre ces catégories.

Tableau 1
Probabilités de défaut²

Ce tableau montre la moyenne commutative des probabilités de défaut (%) de 1 an à 20 ans, de 1970-2006. La maturité est exprimée en année. Par exemple, les pourcentages sous le chiffre 3 nous indiquent la probabilité d'une obligation de faire défaut dans les trois années suivantes selon sa cote de crédit. Les cotes de crédit sont classées en ordre décroissante où AAA est la meilleure cote possible. En fait, si on prend la cote de crédit B et on regarde le chiffre 11,296 %, cela nous indique qu'il y a, en moyenne, 11 compagnies sur 100 étant coté B au départ qui font faillite dans les deux années qui suivent.

Maturité	1	2	3	4	5	7	10	15	20
Aaa	0,000	0,000	0,000	0,026	0,099	0,251	0,521	0,992	1,191
Aa	0,008	0,019	0,042	0,106	0,177	0,343	0,522	1,111	1,929
A	0,021	0,095	0,220	0,344	0,472	0,759	1,287	2,364	4,238
Baa	0,181	0,506	0,930	1,434	1,938	2,959	4,637	8,244	11,362
Ba	1,205	3,219	5,568	7,958	10,215	14,005	19,118	28,380	35,093
B	5,236	11,296	17,043	22,054	26,794	34,771	43,343	52,175	54,421
Caa	19,476	30,494	39,717	46,904	52,622	59,938	69,178	70,870	70,870

Il existe également des stratégies tirées du domaine des actions qui sont adaptées à la gestion d'obligation. « Si les investisseurs en actions méritent d'être davantage rémunérés lorsqu'ils investissent dans des actions de petites sociétés sous-évaluées, il est tout naturel que les investisseurs en obligations de ces petites entreprises bénéficient, eux aussi, d'une compensation supérieure. »³ Les gestionnaires de Sparinvest n'utilisent pas les cotes octroyées par les agences de crédit, mais analysent eux-mêmes le bilan de la compagnie afin de dénicher des entreprises ayant un bilan en santé et peu de dettes. Ils analysent surtout le ratio du taux d'endettement et la présence d'une convention de « changement de contrôle » dans les clauses de l'obligation⁴. Le graphique 3 nous informe de la décomposition du rendement d'une obligation d'entreprise. La majeure partie du rendement provient de la prime de crédit, suivi de l'effet de taille et du ratio VL/VM.

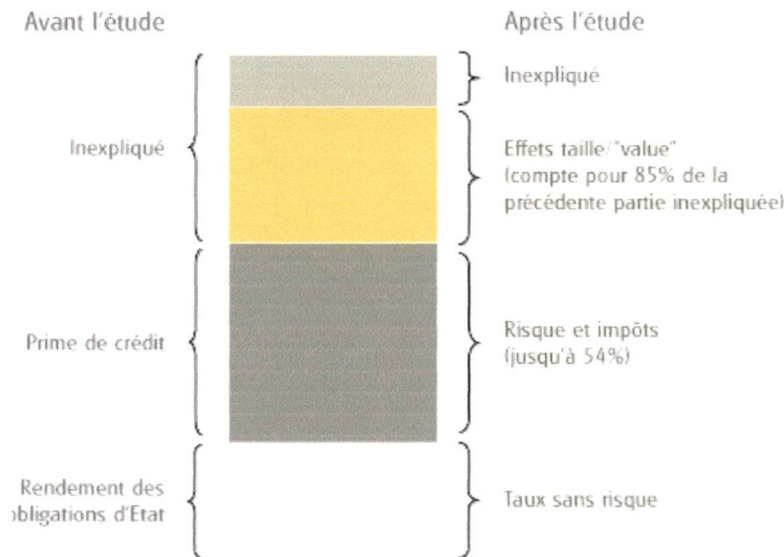
² Richard H. Clarida. (page consulté le 17 avril 2010), A Hard Day's Knight. (en ligne) Adresse URL : <http://www.pimco.com/TopNav/SiteMap/Default.htm>

³ Sparinvest S.A. (page consulté le 17 avril 2010), Notre stratégie liée aux obligations « value » (en ligne). Adresse URL : <http://www.sparinvest.fr/get/18371.html>

⁴ Idem

Graphique 3 Décomposition du rendement d'une obligation d'entreprise⁵

Ce tableau nous informe sur la décomposition du rendement d'une obligation d'entreprise. Avant l'étude d'Elton, Gruber et Al (2001), on expliquait la provenance du rendement par deux sources, soit le taux sans risque et la prime pour le risque de crédit, le reste restant inexpliqué. Par la suite, Elton, Gruber et Al(2001) ont déterminé qu'une partie du rendement inexpliqué venait de la taille et du ratio VL/VM.



Source: Elton, Gruber et al (2001)

Plusieurs entreprises émettent des obligations convertibles (habituellement en actions ordinaires). Domian et Reichenstein (2009) ont utilisé le modèle *Return-Based Style analysis* de Sharpe (1992) afin de déterminer l'exposition aux divers facteurs de risque à laquelle fait face ce type d'obligation. Ils sont arrivés à la conclusion que les obligations convertibles en actions ordinaires se comportaient, en moyenne, comme un portefeuille détenant 60 % d'actions, 30 % d'obligations et 10 % de titres du marché monétaire.

Les obligations font face à plusieurs types de risque (de crédit, de la courbe d'intérêt, de liquidité, de « downgrade », etc.). De plus, une obligation peut être exposée au risque du marché des actions, ce qui signifie qu'il est important de bien connaître les différents types de risques auxquels on fait face lors de la détention d'une obligation. Encore une fois, la meilleure méthode pour mesurer l'exposition au risque d'un portefeuille sera par des mesures d'exposition au risque estimées par une analyse de régression des rendements.

⁵ Idem

3.1.3 Intégration d'un titre dans la bonne catégorie

Après avoir vu plusieurs styles d'investissement, il faut maintenant être en mesure d'inclure un titre dans la bonne catégorie. Cependant, il peut être très difficile de classer un titre dans une catégorie en particulier étant donné que les investisseurs ont rarement toute l'information désirée pour l'analyser. De plus, dans ce type d'analyse, on se doit de poser des limites arbitraires et celles-ci peuvent différer d'une personne à l'autre. Une action avec une capitalisation boursière de 100 millions fait-elle partie des petites ou moyennes capitalisations? Qu'est-ce qui distingue une action de type valeur de celle de type croissance et à quel niveau sépare-t-on ces catégories? Les opinions et les façons de faire des auteurs diffèrent quant au moyen de classer des actions.

Par exemple, Sharpe (1992) sépare le S&P 500 en deux groupes égaux selon leurs capitalisations boursières. Les titres sont alors classés selon leur valeur aux livres sur la valeur marchande (VL/VM). Le groupe ayant un haut ratio VL/VM est classé dans la catégorie valeur alors que les titres ayant un faible ratio VL/VM sont considérés comme des actions de type croissance. Si un titre ne possède pas de ratio VL/VM pour quelque raison que ce soit (un nouveau titre par exemple), celui-ci sera inclus dans la catégorie croissance jusqu'à ce qu'il soit possible de lui calculer un ratio. Ensuite, l'auteur prend tous les titres américains qui ne sont pas inclus dans le S&P 500 et les classe selon leur capitalisation boursière. Les 80 % ayant la plus haute capitalisation sont considérés comme étant des moyennes entreprises et les suivantes sont incluses dans le groupe des petites capitalisations. Donc, Sharpe (1992) utilise quatre types d'investissement pour classer les actions.

Pour leur part, Rekenhaller, Gambera et Charlson (2006) ont réparti les actions américaines selon six sous-catégories. Ils ont divisé l'indice Russell selon la capitalisation boursière et le ratio valeur aux livres sur la valeur marchande. Ils obtiennent donc les catégories suivantes, soient les grandes capitalisations valeur, les grandes capitalisations croissance, les moyennes capitalisations valeur, les moyennes capitalisations croissance, les petites capitalisations valeur et les petites capitalisations croissance. Fama et French (1996) ont une méthodologie semblable à celle de Rekenhaller, Gambera et Charlson (2006). Par contre, Fama et French (1996) utilisent les titres inclus dans le NYSE, AMEX et le NASDAQ afin de constituer leurs classes d'actifs. Ils les séparent en six catégories selon leur taille et leur ratio VL/VM.

On constate qu'il peut être difficile de classer des actions et des fonds communs de placement en une catégorie. Ceci révèle encore une fois qu'on ne peut se fier aveuglément à la classification d'un fonds et qu'il est important d'avoir une mesure afin d'évaluer le risque réel de nos investissements. Une analyse de régression des rendements d'un portefeuille ou des titres financiers par rapport à des facteurs de risque devrait ainsi se traduire par de meilleurs classements par catégorie.

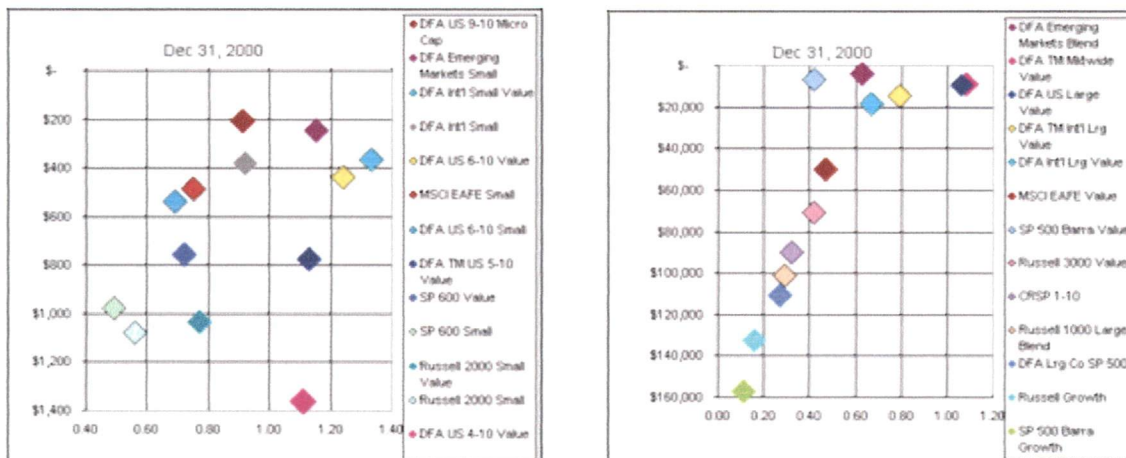
3.2 L'importance de connaître le style d'investissement

3.2.1 Afin de connaître la relation risque/rendement réelle

L'objectif principal de tous les investisseurs est d'obtenir le meilleur rendement possible pour un niveau de risque donné. Pour ce faire, un individu ou un gestionnaire de fonds est appelé à diversifier son portefeuille afin d'éliminer le risque non systématique. Donc, l'investisseur se doit de connaître son exposition aux différents facteurs de risque auxquels il fait face et de prévoir son évolution. Il devient alors primordial d'avoir des mesures qui permettent de déterminer le type de risques auquel s'expose un fonds. De plus, il est utile de pouvoir détecter les changements de style d'un gestionnaire afin de déterminer si ce fonds convient toujours aux objectifs de placement. Un changement imprévu de l'exposition aux risques peut être néfaste pour un individu tout comme une augmentation ou une diminution générale de l'exposition aux risques peut l'être en termes d'espérance de rendement. En résumé, il est primordial de déterminer le style d'investissement d'un fonds ou d'un titre afin de connaître sa relation risque/rendement. Le graphique 6 représente la répartition de plusieurs fonds américains selon leur taille et leur VL/VM.

Représentation de divers fonds selon leur ratio VL/VM et leur capitalisation⁶

Le graphique de gauche représente des fonds classifiés petites capitalisations, alors que les fonds du graphique de droite sont classifiés grandes capitalisations. Pour les deux graphiques, l'axe des abscisses représente la valeur du ratio VL/VM. L'axe des ordonnées représente la capitalisation boursière moyenne des titres (en millions \$). Ces graphiques démontrent la différence entre les types d'actifs de deux fonds étant classifiés dans le même style d'investissement en date du 31 décembre 2000.



Ces graphiques montrent que deux fonds de même catégorie n'ont pas nécessairement les mêmes caractéristiques. Par exemple, le fonds de petites capitalisations valeur DFA US 6-10 Value a un ratio VL/VM pondéré de 1,25 alors que le Russell 2000 Small Value a un ratio de 0,80; une différence assez importante pour deux fonds affichant le même style d'investissement. Ceci se veut un avertissement quant à choisir aveuglément un fonds d'un certain style sans pousser son analyse. Le même phénomène se produit pour les fonds de grandes capitalisations alors que deux fonds de catégorie identique nous proposent des ratios fort différents.

3.2.2 Aux fins de comparaison

« La meilleure façon de gagner un concours de la plus grosse tomate est de peindre un cantaloup en rouge.⁷ »

« Il faut comparer des pommes avec des pommes et des oranges avec des oranges.⁸ »

⁶ Index Funds Advisors, Inc.(page consulté le 14 avril) Long-term History Characterizes Risk and Return, (en ligne). Adresse URL <http://www.ifa.com/12steps/step9/step9page3.asp>

⁷ DiBartolomeo, D. et E. Witkowski, 1997, «Mutual fund misclassification: evidence based on style analysis», Financial Analysts Journal,P.34

⁸ Idem, P.34

Ces citations expriment bien l'importance de connaître le style d'investissement d'un fonds, car certains gestionnaires ont tendance à dévier de leur objectif d'investissement initial (de façon volontaire ou non). Par exemple, un fonds X est classé dans la catégorie revenu/croissance, mais en réalité ce dernier poursuit un objectif de croissance seulement. À long terme celui-ci devrait surpasser les autres fonds de type revenu/croissance, car ceux-ci supportent moins de risque. Par contre, rien ne signifie que le gestionnaire du fonds X a fait un bon travail même si ce dernier obtient de meilleurs rendements. Il devient alors difficile de comparer les performances des fonds entre eux en s'appuyant seulement sur des mesures de risque estimées à l'aide de l'historique des rendements d'un gestionnaire par rapport à ceux de ses concurrents de même style pour baser sa décision d'investissement. Ceci ouvre la porte à une critique des mesures de risque à la Sharpe (1992) pour déterminer les styles, car les mesures d'exposition au risque sont estimées en supposant qu'elles sont fixes temporellement. Le présent mémoire propose des mesures d'exposition au risque qui s'ajustent selon la nouvelle information publique. En conditionnant sur l'information récente, les mesures de risque sont celles estimées à la fin de l'échantillon historique. Elles peuvent donc tenir compte des changements dans l'évolution des styles d'investissement des gestionnaires. L'approche des styles conditionnels est présentée à la section 2.3.2.

De plus, les institutions qui engagent des gestionnaires doivent pouvoir les classer selon leur style à l'aide de mesures indépendantes de la divulgation des objectifs d'investissement des gestionnaires. Une fois les styles bien établis, les institutions peuvent alors mesurer les meilleurs et les pires gestionnaires de fonds afin de faire leur choix entre ceux-ci et d'établir leur rémunération.

En résumé, « un bon système de classification des fonds communs est nécessaire afin d'aider les institutions et les investisseurs à bien faire leur allocation d'actifs en lien avec leurs objectifs d'investissement. De plus, il aide à former des groupes semblables dans lesquels la performance des fonds peut être comparée de façon équitable »⁹.

3.3 La mauvaise classification des fonds

Certains investisseurs se fient à la définition du gestionnaire au sujet du style d'investissement d'un fonds ou se fient aux données offertes par des entreprises d'évaluation (par exemple :

⁹ DiBartolomeo, D. et E. Witkowski, 1997, «Mutual fund misclassification: evidence based on style analysis», Financial Analysts Journal, P.32-33

Morningstar) afin de les aider dans leurs choix d'investissement. Malheureusement, plusieurs études ont montré que beaucoup de fonds étaient en fait mal classés. En effet, les études montrent que les gestionnaires ont tendance à modifier le style d'investissement de leurs fonds sans prévenir les investisseurs. Ces auteurs, diBartolomeo et Witkowski (1997) ainsi que Brown et Goetzmann (1996), ont analysé les rendements obtenus de fonds pour les classer. Les deux études arrivent sensiblement aux mêmes résultats et ceux-ci montrent que près de 40 % des fonds sont mal définis. Quelques années plus tard, Kim, Shukla et Tomas (2000) ont classifié leurs fonds à l'aide de leurs attributs (caractéristique, style d'investissement et mesure de risque/rendement). Premièrement, les caractéristiques du fonds incluaient l'actif net, la date de création du fonds, le ratio de frais, l'achat minimal initial, etc. Deuxièmement, les variables pour le style d'investissement incluaient le pourcentage d'argent, le pourcentage d'action, le prix d'une part du fonds sur les revenus par part (« Price on earnings ») etc. Finalement, les variables pour la mesure de risque/rendement incluaient le revenu moyen, l'écart type des rendements, l'alpha, le bêta et le R-carré. Avec ces données, ces auteurs estiment que près de 50 % des fonds sont mal définis. Beaucoup d'autres études arrivent à des résultats semblables, mais pour mieux comprendre ce phénomène, il serait pertinent de connaître la cause de ce problème.

Selon diBartolomeo et Witkowski (1997), il y a deux raisons qui expliquent le fait que beaucoup de fonds soient mal définis. Premièrement, il y a de l'ambiguïté dans le système actuel de classification. Il y a beaucoup de réglementation lors de l'écriture d'un prospectus, mais peu d'étapes à suivre pour classer un fonds d'investissement. Cela fait en sorte qu'il est difficile de différencier un fonds de type croissance de celui de type revenu/croissance. Deuxièmement, le style de rémunération et la compétition sur le marché entre les gestionnaires font en sorte que ces derniers peuvent être tentés de dévier de leur objectif initial. Donc, un gestionnaire peut vouloir augmenter légèrement son risque afin d'obtenir de meilleurs rendements à long terme que ses concurrents d'un même style. En agissant ainsi, celui-ci a de meilleures chances d'attirer de nouveaux clients et augmente du même coup sa prime au rendement. En effet, Sirri et Tufano (1998) indiquent que les fonds ayant obtenu les meilleurs résultats attirent beaucoup d'argent et beaucoup de nouveaux investisseurs alors que les pires fonds ne semblent pas être punis par de massives sorties d'argent. Donc, une augmentation du risque qui est supporté par les investisseurs devrait, en général, être profitable pour le gestionnaire.

3.4 Méthodes pour déterminer le style d'investissements

Puisqu'il a été discuté que les objectifs d'investissement des fonds sont souvent mal définis, il faut déterminer une méthode qui saura définir l'exposition aux différents facteurs de risque actuels auxquels font face les investisseurs. Il existe diverses méthodes afin de nous aider à déterminer le style d'investissement des gestionnaires.

3.4.1 Portfolio-based, style analysis

Une des plus anciennes méthodes est le « portfolio-based, style analysis » (PFSA). Cette méthode propose une méthodologie bien simple alors qu'elle consiste à examiner les actifs détenus par le fonds. Avec l'analyse de tous les titres, on peut déterminer le type de risque auquel fait face l'investisseur. Rekenhalter, Gambere et Charlson (2006) ont découvert que ce modèle donnait de meilleurs résultats que le modèle classique de Sharpe (Returns-based style analysis(RBSA)). Par contre, ce modèle comporte deux grandes faiblesses, soient la disponibilité de l'information et les coûts d'analyse des actifs. En effet, étant donné le nombre élevé de fonds et de titres sur le marché, il est presque impossible d'amasser toutes les informations nécessaires afin de déterminer le style d'investissement. De plus, on analyse les titres qu'un fonds détenait à une certaine période dans le temps et rien ne garantit que ces titres sont encore dans le portefeuille au moment de l'analyse. Cette méthode suppose aussi que les titres peuvent être clairement identifiés à l'une des catégories, ce qui n'est pas nécessairement le cas.

3.4.2 Returns-based style analysis

Une deuxième méthode utilisée pour évaluer le style d'investissement d'un fonds est le modèle RBSA. Ce dernier consiste à analyser les rendements historiques des fonds. Il suffit de trouver une combinaison de facteurs étant la plus corrélée avec les rendements obtenus du gestionnaire. Le but n'est pas de déterminer ce que détient le fonds à un certain moment, mais de déterminer l'exposition du fonds à divers facteurs de risque. Ce modèle a pour avantage d'être peu coûteux et relativement facile à utiliser. De plus, il ne requiert que l'historique de rendements du fonds pour être mis en œuvre. Plusieurs auteurs tels que DiBartolomeo et Witkowski (1997) et Brown et Goetzman (1997) ont utilisé le modèle RBSA afin de déterminer le style d'investissement d'un fonds dans leurs recherches. La grande faiblesse du modèle RBSA dans sa forme initiale est que le style d'investissement du fonds, lié aux mesures d'exposition au risque, est supposé fixe sur la période d'estimation.

3.4.3 Basé sur les variables observables

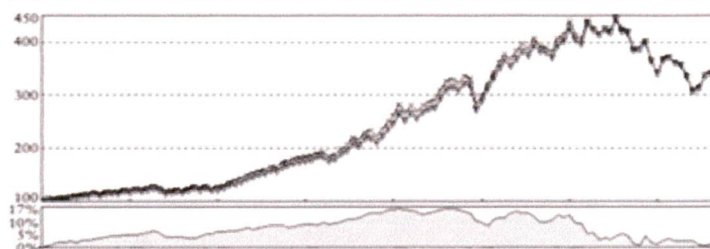
Une autre méthode est celle utilisée par Kim et Tomas (2000) où ces derniers utilisent plusieurs variables observables. Leur méthode consiste à prendre en considération les facteurs pouvant affecter un fonds. Pour commencer, ils utilisent les caractéristiques du fonds comme l'actif net, le ratio de dépense, etc. Par la suite, ils analysent le style d'investissement du fonds à l'aide du pourcentage d'encaisse, du pourcentage d'action, etc. Pour finir, ils observent la relation risque/rendement à l'aide du rendement moyen, de l'écart type, etc. Avec ces informations, ils déterminent à quel style d'investissement un fonds appartient.

3.4.4 Comparaison entre le modèle PFSA et RBSA

Les deux modèles les plus populaires dans la littérature sont les modèles RBSA et PFSA. Il serait intéressant de les comparer afin de mieux les comprendre. Dans le but de mettre en évidence la grande différence entre ces modèles, je vais reprendre l'exemple que M. Sharpe a utilisé en 1995 durant une conférence face à Zephyr Associates¹⁰. Il a sélectionné *The Smith Breeden Mutual Fund* pour démontrer l'avantage de son modèle. Ce fonds détenait des contrats futurs sur indices, des « mortgage-backed » et des produits dérivés sur des titres à revenu fixe, mais aucune action. En utilisant sa méthode RBSA, Sharpe a montré que ce fonds se comportait comme l'indice S&P 500 et non comme un fonds à revenu comme l'avait classé Morningstar. Le fonds étudié et le S&P 500 ont obtenu des rendements si similaires qu'il est difficile de les différencier dans le graphique qui suit¹¹.

Graphique 4
Performance d'un gestionnaire¹²

La période couverte est de juillet 1992 à février 2002. * est le rendement du gestionnaire américain, ¶ est le rendement excédentaire du S&P 500. Ce graphique démontre la similitude entre un portefeuille classifié fonds revenu par l'agence Morningstar et le S&P 500. Le modèle RBSA de Sharpe (1982) a mieux défini le portefeuille dans la mesure où il a affirmé qu'il se comportait comme le S&P 500.



¹⁰ Coggin, Daniel., Fabozzi, Frank. – *The Handbook of equity style management*, New-Jersey, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, 2003, third edition, p.114

¹¹ Idem, P.120

¹² Idem, P.115

Cet exemple n'est là que pour illustrer que l'analyse de tous les titres peut parfois être inefficace. Par contre, il est important de mentionner que, selon Hardy (2003)¹³, les deux modèles donnent des résultats similaires la plupart du temps. Le tableau 2 résume quelques caractéristiques des deux méthodes. En fait, ce tableau indique que l'analyste a un choix à faire entre la précision des résultats et le faible coût d'utilisation. On a le choix entre le modèle RBSA (modèle classique de Sharpe (1992)) qui est facile à utiliser et peu coûteux ou alors le modèle PFSA qui demande beaucoup de temps et qui donne des résultats plus précis. Les deux modèles comportent malheureusement de légers inconvénients. Premièrement, le modèle RBSA devient beaucoup moins efficace si les indices choisis sont inappropriés ou si ceux-ci sont trop corrélés entre eux. Deuxièmement, le modèle PFSA analyse les titres à un moment précis, il est donc possible que le gestionnaire ait modifié ses titres aux fins de présentation aux détenteurs d'actions à la fin de l'année fiscale par exemple.

Tableau 2
Avantages et inconvénients du modèle RBSA et PFSA¹⁴

Ce graphique compare le modèle de Return Based Style Analysis (RBSA) de Sharpe (1982) et le modèle portfolio-based, style analysis. Les données ont été recueillies dans l'article «Estimating portfolio style in U.S. equity funds» écrit par Rekenthaler, J., M. Gambera et J. Charlson en 2006. On compare ces modèles selon le coût d'utilisation, la précision des résultats, la disponibilité de l'information requise et les problèmes qui découlent de l'utilisation de ceux-ci.

	Returns-Based style analysis (classique)	portfolio-based, style analysis
Coût	Faible	Élevé
Prévision	Moyenne	Bonne
Disponibilité de l'information	Élevé	Faible/difficile à obtenir
Problème possible	Multicolinéarité dans les indices choisis Mauvais choix d'indices	«Window Dressing»

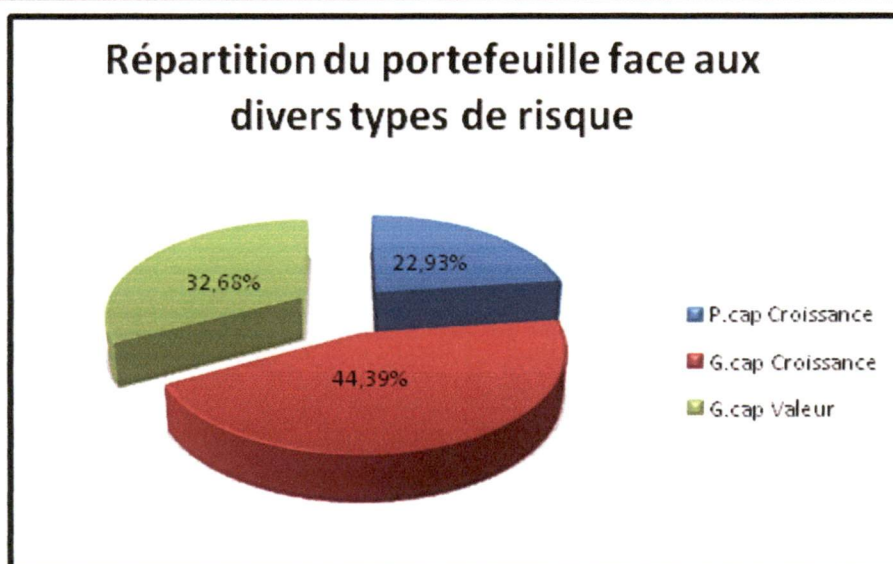
¹³ Coggin, Daniel., Fabozzi, Frank. – *The Handbook of equity style management*, New-Jersey, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, 2003, third edition, P.116
¹⁴ Rekenthaler, J., M. Gambera et J. Charlson, 2006, «Estimating portfolio style in U.S. equity funds», Journal of Investing, P.25-32

3.4.5 Exemple simplifié

Un portefeuille de cinq titres a été créé à partir de cinq actions américaines (American Electric Power, Général Electric Company, Hewlett-Packard Company et J.P. Morgan Chase & Co., Marsh & McLennan Companies Inc) étant toutes incluses dans un fonds à grandes capitalisations valeur. Pour analyser le rendement de ce portefeuille équilibré, on a utilisé quatre indices, soit les petites capitalisations valeur, les petites capitalisations croissance, les grandes capitalisations valeur et les grandes capitalisations croissance. Ces fonds proviennent de la banque de données de Kenneth French où ce dernier sépare les titres selon leur capitalisation boursière et la VL/VM. Les titres choisis sont tous classés grandes capitalisations valeur, alors on devrait s'attendre à ce que notre portefeuille ait une forte pondération dans cette catégorie. On peut voir dans le graphique 5 la répartition de notre mini portefeuille face à divers types de risque.

Graphique 5
Répartition du portefeuille à 5 titres

Un portefeuille de cinq titres a été créé à partir de cinq actions américaines (American Electric Power, General Electric Company, Hewlett-Packard Company et J.P. Morgan Chase & Co., Marsh & McLennan Companies Inc). Toutes ces actions sont incluses dans un fonds grandes capitalisations valeur. Dans ce graphique, on voit la répartition du portefeuille face à divers facteurs de risques. Pour analyser le rendement de ce portefeuille équilibré, on a utilisé quatre indices, soient les petites capitalisations valeur, les petites capitalisations croissance, les grandes capitalisations valeur et les grandes capitalisations croissance. Ces fonds proviennent de la banque de données de Kenneth French où ce dernier sépare les titres selon leur capitalisation boursière et la VL/VM. En fait, ce graphique démontre qu'un portefeuille de cinq actions américaines s'est comporté, comme un fonds détenant 44,39 % d'un indice grandes capitalisations croissance, 32,98 % d'un indice grandes capitalisations valeur, 22,93 % d'un indice petites capitalisations croissance et 0 % d'un indice petites capitalisations valeur.



On utilise une régression linéaire simple afin de déterminer les pondérations qu'obtiennent chacun des indices. Ce graphique montre que la proportion dans la catégorie grandes capitalisations valeur est faible, mais qu'en plus, elle n'est pas le facteur principal expliquant les rendements. Cet exemple, quoique simpliste, vient appuyer le fait qu'il n'est pas toujours efficace de se fier uniquement aux caractéristiques d'un titre, car celui-ci peut avoir une relation risque/rendement qui diffère.

3.5 Le modèle RBSA

3.5.1 Utilité du modèle

Le modèle RBSA est celui utilisé dans cette recherche, car ce dernier permet de déterminer le style d'investissement d'un fonds et, du même coup, d'estimer l'exposition aux différents facteurs de risques auxquels il fait face. De plus, ce modèle ne requiert pas les pondérations des facteurs, mais seulement une série de rendements afin d'estimer ces pondérations à l'aide d'analyse de régression. DeRoan, Nijman et TeHorst (2004) définissent quatre utilisations du modèle RBSA.

- 1- Évaluation de la performance d'un gestionnaire
- 2- Construire des portefeuilles de fonds étant exposés au risque présélectionné
- 3- Dédurre l'allocation d'actif d'un portefeuille
- 4- Vérifier la possibilité de répliquer un portefeuille à moindre coût

3.5.2 Facteurs explicatifs

Les facteurs explicatifs sont d'une importance capitale dans ce type d'étude. Le choix des indices utilisés pour le calcul des rendements est directement lié au choix des facteurs. À l'origine, Sharpe (1992) avait douze types de variable : un taux d'intérêt court terme (3 mois), le rendement du gouvernement à moyen terme (moins de 10 ans), le rendement du gouvernement à long terme (plus de 10 ans), le rendement des obligations d'entreprises (ayant une cote d'au moins BBB), le rendement sur les « Mortgage-Related Securities », le rendement des actions de grandes capitalisations valeur (haut ratio VL/VM), le rendement des actions de grandes capitalisations croissance (bas ratio VL/VM), le rendement des actions de moyennes capitalisations, le rendement des actions de petites capitalisations, le rendement d'obligations étrangères (hors États-Unis et Canada), le marché des actions européennes et le marché des actions japonaises.

Les quatre facteurs les plus utilisés dans la littérature (par Sharpe (1992), Fama et French (1996), Rekenhaller, Gambere et Charlson (2006), etc.) sont le rendement des actions grandes capitalisations valeur, le rendement des actions grandes capitalisations croissance, le rendement des actions petites capitalisations valeur et le rendement actions des petites capitalisations croissance. Celles-ci sont souvent utilisées dans la littérature, car elles découlent directement du modèle de Fama et French (1993). Ce modèle à trois facteurs indique que la capitalisation boursière et le ratio VL/VM ont un impact sur le rendement des titres.

3.5.3 Classes d'actifs

Sharpe souligne qu'il est préférable que les classes d'actifs respectent les trois consignes suivantes :

- 1) Mutuellement exclusif
- 2) Exhaustif
- 3) Rendement qui diffère

La pondération des titres dans chaque classe d'actifs doit être faite selon leur capitalisation boursière. Aucun actif ne doit se retrouver dans plus d'une classe. Il faut le plus d'actions possible dans les catégories d'actifs et la corrélation entre ces catégories doit être faible. Cummisford et Lummer (1996) affirment qu'il est important de bien sélectionner les indices afin de couvrir l'ensemble des styles sur le marché. Selon Hardy (2003), le modèle classique est efficace si le nombre d'indices (fonds) est de six et moins. Il croit qu'en ajoutant des indices, on crée de la fausse corrélation. Néanmoins, il recommande d'utiliser un plus grand éventail de classes si l'on ne connaît strictement rien du gestionnaire ou si vous avez obtenu un faible R-Carré et que vous croyez que le gestionnaire a investi dans d'autres classes d'actifs. Par la suite, il faut utiliser un R-ajusté pour contrer le problème de la fausse corrélation. Pour leur part, Ferson et Qian (2004) ont choisi des indices de style passif qui couvrent différentes classes d'actifs avec différentes relations risque/rendement.

3.5.4 Données mensuelles ou données quotidiennes

Bien que la majorité des auteurs utilisent des données mensuelles lorsqu'ils utilisent le modèle RBSA, Hardy (2003) croit que les données quotidiennes donnent de meilleurs résultats. Ce dernier a comparé les résultats obtenus avec des données mensuelles (36 mois) avec ceux

obtenus à l'aide des données quotidiennes (90 jours)¹⁵. Il a analysé un fonds diversifié ayant changé rapidement sa pondération en investissant massivement dans le secteur de l'énergie à la fin de l'année 2000. Les données quotidiennes ont intégré ce changement de style beaucoup plus rapidement que les données mensuelles l'ont fait. De tels changements à l'intérieur d'un fonds font varier la relation risque/rendement rapidement, ce qui fait dire à Hardy que les données quotidiennes donnent de meilleurs résultats.

Pour sa part, Busse (2001) croit que les données mensuelles ne captent pas en totalité la dynamique de transaction qui caractérise les activités journalières des gestionnaires de fonds communs. Il a montré que le « volatility timing » est un facteur important dans le rendement des fonds communs. Ces résultats concordent avec ceux obtenus par Goetzmann, Ingersoll, et Ivkovic (2000). Ceux-ci ont montré que les données mensuelles peuvent échouer dans leur tentative de capter la contribution du gestionnaire aux rendements de leur portefeuille étant donné que la décision concernant l'exposition au marché est prise plus d'une fois par mois pour la plupart des fonds. Selon Bollen et Busse (2001), l'utilisation de données quotidiennes plutôt que mensuelles semble donc mieux détecter leur habileté à prévoir le marché. De plus, les données quotidiennes estiment de façon plus précise la variation dans le temps du risque systématique que les données mensuelles.

En pratique, les décisions du gestionnaire de portefeuille actif et les changements dans la valeur des titres financiers affectent continuellement la composition et, par conséquent, le risque du portefeuille. Il semble alors naturel d'utiliser des données quotidiennes plutôt que mensuelles pour mesurer les performances du portefeuille étant donné que les décisions du gestionnaire peuvent affecter la performance du fonds dans un court délai selon Merton(1980)¹⁶.

Par contre, selon Rekenhaller, Gambere et Charlson (2006), le fait d'utiliser des données quotidiennes alors qu'un gestionnaire change fréquemment de style nuit au modèle dans la mesure où ces données contiendraient trop de bruit. Pour leur part, Scholes et Williams (1997) ont montré qu'utiliser des données quotidiennes alors que le gestionnaire effectue peu de changements cause des biais au niveau de la variance et au niveau de la corrélation entre les actifs. Ces derniers croient que la meilleure stratégie serait d'utiliser des données d'une période

¹⁵ Coggin, Daniel., Fabozzi, Frank. – *The Handbook of equity style management*, New-Jersey, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, 2003, third edition, P.127

¹⁶ Coggins, Frank, Beaulieu, Marie-Claude et Gendron, Michel, 2009, «MUTUAL FUND DAILY CONDITIONAL PERFORMANCE », *The Journal of Financial Research*, 32(2), P.96

qui concorde avec la fréquence des décisions des gestionnaires, ce qui est pratiquement impossible. De plus, les rendements quotidiens ne sont pas disponibles pour tous les fonds, car plusieurs d'entre eux émettent la valeur de leurs portefeuilles de façon hebdomadaire, mensuelle ou encore trimestriellement.

3.5.5 Modèle statique et modèle conditionnel

L'approche conditionnelle est de plus en plus utilisée et énormément d'auteurs montrent qu'elle donne de meilleurs résultats que l'approche statique. Afin de vous démontrer l'avantage du modèle conditionnel, j'utiliserai l'exemple de Ferson et Qian (2004) :

Il y a deux états de la nature possible, soit un marché «Bull» qui procure un rendement de 20 % et un marché «Bear» qui donne un rendement de 10 %. Vous pouvez également investir dans le taux sans risque qui offre un rendement de 5 %. Maintenant, imaginez que vous détenez le S&P 500 lors d'un marché «Bull» et vous placez votre argent au taux sans risque durant le marché «Bear». Lors du marché haussier, l'approche conditionnelle nous indique un bêta de 1 pour le fonds investi dans le S&P 500 et un alpha de 0. Lors du marché baissier, le bêta et l'alpha du fonds sont de 0 étant donné qu'on investit dans le taux sans risque. Donc, l'approche conditionnelle indique que le fonds a eu un rendement équivalent au risque encouru. Maintenant, l'approche statique indique que le fonds a un bêta de 1,5¹⁷ pour les périodes étudiées. Le rendement espéré de celui-ci est de 15 % ($.5 \times .20 + .5 \times .10$) et le rendement obtenu du fonds de 12.5 % ($.5 \times .20 + .5 \times .05$). L'alpha statique devient donc -7.5 % ($(.125-.05) - 1.5 (.15-.05)$). Ce résultat indique que le gestionnaire a eu un rendement anormal négatif, mais ce dernier ne tient pas compte de la diminution du risque encouru par le fonds durant la deuxième période, ce qui est illogique.

Cet exemple, un peu extrémiste, illustre très bien qu'utiliser l'approche conditionnelle permet de tenir compte des changements apportés à l'intérieur d'un fonds. Il devient donc essentiel de mettre en place une méthodologie qui tient compte du fait que les gestionnaires ont tendance à modifier quelque peu leurs positions.

¹⁷ Covariance= $((.20-.125)(.20-.15)) \times .5 + ((.5-.125)(.1-.15)) \times .5$
= .00375

Variance= $((.20-.15)^2) \times .5 + ((.1-.15)^2) \times .5$
= .0025

Bêta = .00375 / .0025

Bêta =1.5

3.5.6 Bêtas conditionnels

Dybvig et Ross (1985) ont montré qu'un modèle de risque linéaire échouait dans sa tentative de classer correctement les fonds lorsque les gestionnaires effectuent des changements dans les pondérations des classes d'actifs qu'ils détiennent. Il est alors primordial d'inclure ces changements à l'aide d'un bêta conditionnel. Plusieurs auteurs ont développé des modèles conditionnels qui tiennent compte de variables économiques et financières. Par exemple, Ferson et Schadt (1996) ont démontré que les gestionnaires anticipent les changements économiques et agissent en conséquence. Dans leurs études, ils utilisent un modèle conditionnel pour tenir compte de l'exposition au risque auquel fait face un fonds en considérant les facteurs économiques actuels. Ce modèle sera celui utilisé dans notre étude afin de déterminer l'exposition du fonds aux divers facteurs de risque qu'il comporte.

Ferson et Qian (2004) ont utilisé le modèle de Sharpe et évoquent trois raisons pourquoi il est intéressant d'utiliser des bêtas conditionnels dans la pratique financière. Premièrement, cela nous aide à mieux évaluer l'espérance de rendement et de risque d'une classe d'actifs selon les changements économiques. Une bonne connaissance de la relation risque/rendement aide ainsi à l'allocation d'actif. Deuxièmement, cela nous permet de voir la dynamique de l'espérance de rendement et de risque des différents styles d'investissement. Finalement, il permet de mieux comparer les fonds entre eux en ajustant le niveau de risque du fonds.

3.5.7 Variables conditionnelles

Les variables d'information sont utilisées pour conditionner les mesures d'exposition aux différents indices. En fait, lorsque nous utilisons un modèle conditionnel, nous émettons l'hypothèse que la valeur marchande des différents styles évolue, et ce, en fonction des variables macro-économiques¹⁸. Pour leur part, Ferson et Qian (2004) ont utilisé les variables suivantes : un taux d'intérêt court terme, un taux de distribution des dividendes, une mesure de la pente de la courbe de taux, l'écart de risque de crédit, une mesure de convexité de la structure à terme, une mesure de la volatilité des marchés, une mesure de volatilité des taux d'intérêt, l'inflation, la croissance de la production industrielle, une mesure de liquidité des obligations d'entreprises court terme et une mesure de liquidité du marché. Leur étude montre que certaines variables conditionnelles affectent significativement les rendements obtenus de

¹⁸ Ingham, Philippe, 2010 « Intégration de bêtas conditionnels dans un modèle d'évaluation des styles d'investissement par les rendements: conception, test et application », P.26

différents styles d'investissement, et ce, selon le cycle économique où l'on se trouve. Par exemple, les variables liées à la structure à terme ont un pouvoir de prédiction pour les titres à revenus fixes et les actions. Donc, ces variables conditionnelles peuvent être utilisées afin d'aider les gestionnaires à mieux prévoir les rendements futurs. De plus, leurs résultats montrent que lorsque les taux d'intérêt sont hauts, l'espérance de rendement des actions est affectée de façon négative. Par contre, l'écart de crédit et la mesure de convexité de la structure à terme sont des variables ayant un pouvoir explicatif plus faible et celles-ci donnent donc moins d'informations.

Dans notre étude, nous utilisons un total de sept variables conditionnelles, soit un taux d'intérêt court terme, une mesure de la pente de la courbe de taux, l'écart de risque de crédit, une mesure de convexité de la structure à terme, une mesure de la volatilité des marchés, l'inflation et le taux de versement des dividendes. Premièrement, on débute avec les variables les plus fréquemment utilisées dans la littérature. Deuxièmement, on utilise seulement les variables qui sont jugées significatives dans la littérature. Finalement, on utilise uniquement les variables du deuxième modèle qui sont jugées significatives dans notre étude. Nous pourrions ainsi analyser si le retrait de variables jugées non significatives affecte les résultats de nos modèles.

4 Méthodologie

4.1 Type de gestionnaire dans l'étude

Tout d'abord, il faut déterminer les types de gestionnaire qui seront étudiés afin de nous aider à faire la répartition d'actifs en lien avec leur objectif d'investissement. Dans cette recherche, nous nous intéressons plus spécifiquement à deux types de gestionnaires. Notre premier gestionnaire est limité à des investissements en actions américaines réparties entre des titres valeur (petites et grandes capitalisations), croissance (petites et grandes capitalisations), un fonds momentum et un fonds momentum inversé. Notre second gestionnaire a plus de latitude dans la mesure où il peut décider de sa pondération en actions et en titres à revenu fixe. Ce qui nous intéresse dans ce cas-ci, c'est son exposition au marché des actions (petites et grandes capitalisations valeur, petites et grandes capitalisations croissance) et aux titres à revenu fixe (obligations gouvernementales et d'entreprises AAA), deux classes d'actifs possédant une relation risque/rendement qui diffèrent. Donc, nous pourrons comparer nos résultats afin de déterminer pour lequel des deux gestionnaires le modèle RBSA (traditionnel ou conditionnel) est le plus efficace, c'est-à-dire qu'il permet de mieux déterminer l'exposition aux différents facteurs de risque. La principale raison motivant le choix de ces deux types de gestionnaire est qu'il est pertinent de vérifier si la composition d'un portefeuille a un impact sur les résultats du modèle utilisé. Notre étude se déroulera de janvier 1983 à décembre 2009.

4.2 Portefeuille simulé

Au départ, lorsque Sharpe (1992) a développé son modèle RBSA, ce dernier utilisait le R-carré afin d'appuyer la pertinence de son modèle. À défaut de connaître de façon exacte la pondération des titres que détenait le gestionnaire, la méthode du R-carré était excellente. Dans son étude, Sharpe (1992) a utilisé 12 facteurs afin de déterminer l'exposition d'un fonds à divers types de risque. Nécessairement, plus l'on a de facteurs dans notre étude, plus le R-carré sera élevé. Cependant, cela ne signifie pas que les pondérations résultantes (les bêtas) sont représentatives de la composition du portefeuille. En effet, Lobosco et DiBartolomeo (1997) ont illustré qu'en augmentant le nombre de facteurs, l'écart type de ces derniers augmente de façon considérable. Ils ont montré que le R-carré est corrélé avec le nombre de facteurs, mais que les mesures d'exposition à ceux-ci sont de moins en moins précises dû à une plus grande volatilité des coefficients.

Afin de contrer les faiblesses du R-carré, nous utilisons des portefeuilles simulés. Cette méthode découle de l'article de Swinkels et Van Der Sluis (2006) et consiste à créer nos propres portefeuilles dans le but de connaître la répartition exacte du portefeuille étudié. Plusieurs portefeuilles seront alors créés avec des pondérations et des contraintes différentes. Par la suite, il sera beaucoup plus facile de comparer les résultats du modèle et du portefeuille à l'étude. Le fait de créer ses propres portefeuilles est un avantage considérable, car en plus de pouvoir mieux comparer les résultats finaux (les pondérations des facteurs), cela permet de choisir les bons indices en lien avec les actifs de nos gestionnaires.

Comme mentionné précédemment, il y a deux types de gestionnaire et leurs portefeuilles sont créés selon la même méthodologie. Premièrement, nous utilisons des portefeuilles où il n'y a pas de transaction durant la durée de l'étude. Le risque que supportent ces fonds n'est toutefois pas fixe au cours de la période étudiée. On sait que le risque d'un portefeuille évolue dans le temps étant donné que les pondérations des classes d'actifs qu'il possède fluctuent avec les rendements obtenus et que ces classes n'ont pas le même risque. De plus, le risque d'un actif lui-même varie également dans le temps. On calculera l'erreur d'estimation pour tous les mois de l'échantillon de 12 ans (étant donné que les 15 premières années servent à déterminer nos Z_t (voir section 4.3.2)). Au départ, nos six indices se verront attribuer une pondération de 16,67 % et celle-ci fluctuera selon les rendements obtenus de chacun des indices. En résumé, ce portefeuille se veut une stratégie de « buy and hold » où l'on investit 1 \$ dans chacun de 6 indices pendant 27 ans.

Notre deuxième catégorie de portefeuille sera gérée de façon active. En fait, notre gestionnaire investira dans les catégories d'investissement ayant l'espérance de rendement la plus élevée. Pour ce faire, il faut régresser les rendements de chaque catégorie d'actifs sur nos variables macro-économiques à la période précédente et ce, sur une période de 27 ans. Par la suite, nous multiplions nos coefficients obtenus par la donnée macro-économique du mois en cours. On additionne ces valeurs à la constante de l'équation pour obtenir le rendement espéré d'une catégorie d'actif et on répète cette procédure pour les autres styles d'investissements. Donc, nous obtenons une espérance de rendement pour tous les indices et pour tous les mois de l'étude. Nous classons les six indices des meilleurs rendements aux pires afin d'établir leur pondération dans le portefeuille. Les pondérations sont respectivement de 30 %, 25 %, 15 %, 15 %, 10 % et de 5 % à partir des actifs les plus rentables en espérance de rendement jusqu'aux

moins rentables. Pour notre portefeuille mensuel, nous prenons l'espérance de rendement du mois afin d'établir sa pondération et le même principe s'applique pour le portefeuille trimestriel où l'on prend l'espérance du trimestre afin d'établir ces pondérations. On laisse les pondérations fluctuer avec les rendements obtenus jusqu'à la prochaine période de rebalancement. Par exemple, pour le portefeuille rebalancé annuellement, on fixe les pondérations selon l'espérance de l'année à venir et on laisse ces pondérations fluctuer jusqu'à l'année suivante.

Troisièmement, nous utilisons des portefeuilles où les gestionnaires font des transactions sur la base du rendement réalisé. En fait, cela signifie que notre gestionnaire est capable d'estimer les rendements des fonds pour le trimestre à venir de façon parfaite. Pour commencer, on calcule les rendements moyens réalisés des différentes catégories d'actifs pour chaque période (mensuelle, trimestrielle, semestrielle et annuelle). Par la suite, les pondérations sont respectivement de 30 %, 25 %, 15 %, 15 %, 10 % et de 5 % à partir des indices ayant obtenu le rendement le plus élevé au rendement le plus faible. Le même principe s'applique avec ce groupe de portefeuille qu'avec le groupe rebalancé selon l'espérance de rendement au niveau de la fréquence de rebalancement. En fait, la méthodologie est la même sauf que le premier groupe se base sur l'espérance de rendement alors que le deuxième se base sur le rendement réalisé.

La construction de nos portefeuilles simulés est faite par l'attribution de différentes pondérations dans différents indices. Le calcul du rendement obtenu est assez simple et s'effectue comme suit :

$$R_{pt} = \sum_{i=1}^n w_{it} R_{it}.$$

Où

R_{pt} = Rendement du portefeuille p au temps t

w_{it} = Pourcentage de l'indice i dans le portefeuille p au temps t

R_{it} = Rendement de l'indice i au temps t

4.3 Le modèle RBSA de Sharpe

Le modèle de Sharpe (1992) est celui utilisé dans cette étude. Ce modèle utilise les rendements de différents styles d'investissement comme facteur. La raison de l'utilisation de ce modèle est

que son efficacité a été maintes fois prouvée par plusieurs auteurs tels que DiBartolomeo et Witkowski (1997) ou Brown et Goetzmann (1996). De plus, ce modèle est répandu dans la pratique et est relativement simple à utiliser. Également, les données requises pour ce modèle sont faciles à trouver, ce qui augmente l'attrait pour celui-ci. Le modèle RBSA se définit comme suit.

$$R_{it} = a_i + \sum_{j=1}^n \beta_{ij} F_n + \varepsilon_{it}$$

Où

R_{it} = Rendement excédentaire du titre i au temps t

a_i = Constante de la régression liée à la performance à la Jensen,

β_{ij} = Sensibilité du rendement de l'actif i au facteur F_i

F_n = Valeur du facteur n pour $\forall i = 1, \dots, n$

ε_{it} = Erreur d'estimation suivant une $N(0, \sigma_\varepsilon^2)$

Comme on peut le voir, le modèle RBSA est un modèle multifacteurs où ces derniers sont définis comme des styles d'investissement. Le but est de trouver le meilleur ensemble d'expositions aux facteurs qui expliquent le mieux les rendements obtenus. En fait, dans un contexte où il n'y a pas de vente à découvert, le meilleur ensemble est celui pour lequel la variance de l'erreur d'estimation ε est minimisée. La méthode du maximum de vraisemblance est utilisée afin d'estimer les β_{in} de manière à expliquer de façon maximale le rendement de l'actif (R_i). Pour ce faire, on pose comme hypothèse que le terme d'erreur d'estimation suit une loi normale. Cette formule est utilisée telle quelle seulement pour le modèle statique et non pour les modèles conditionnels. Pour ces derniers, il faudra inclure des bêtas conditionnels afin qu'ils puissent varier avec les données économiques actuelles.

4.3.1 Contrainte du modèle RBSA

Il y a trois catégories de contraintes au modèle RBSA

a) Forme faible : Aucune contrainte, il ne suffit que de minimiser la somme des erreurs au carré de l'équation précédente.

b) Forme semi-forte : Il y a une restriction, soit :

$$\sum_{i=1}^k \beta_i = 1$$

c) Forme forte : Une seconde restriction est ajoutée à la première :

$$\beta_i \geq 0, i = 1, \dots, K$$

En général, ceci n'implique pas que la vente à découvert d'une action est prohibée, mais que les ventes à découvert d'une catégorie d'actifs sont interdites. Étant donné qu'il y a une inégalité dans la forme forte, on ne peut utiliser la minimisation de la somme des erreurs au carré, mais on doit utiliser les algorithmes « quadratic programming (QP) » pour trouver les β_i .

La première restriction implique que les gestionnaires investissent la totalité de leurs avoirs dans les marchés. Cette restriction ne nous affecte en rien étant donné que nous construisons nous mêmes les portefeuilles et que la somme de nos bêtas est égale à 1, ce qui signifie que cette contrainte est respectée. Voilà un autre avantage à utiliser des portefeuilles simulés.

La deuxième restriction est toutefois plus controversée. Sharpe (1992) croit qu'utiliser la forme forte donne des résultats plus significatifs et plus près de la réalité que les autres formes. Pour leur part, Swinkels et Sluis (2006) croient qu'imposer une restriction de positivité n'est, en général, pas nécessaire. En fait, utiliser cette restriction peut mener à des paramètres incohérents étant donné que les ventes à découvert sont permises dans la pratique¹⁹. D'autres auteurs appuient la forme semi-forte comme Agarwal et Naik (2000) qui suggèrent d'éliminer la contrainte de positivité en présence de fonds de couverture. Pour notre recherche, nous éliminons la contrainte de non-négativité. La principale raison expliquant ce choix concorde avec l'avis des précédents auteurs dans la mesure où nous croyons également qu'interdire les ventes à découvert alors qu'elles sont utilisées en réalité apporterait un biais important à nos résultats.

4.3.2 Le modèle conditionnel

Selon Witkowski (1997) et Brown et Goetzman (1997), la grande faiblesse du modèle RBSA dans sa forme initiale est que le style d'investissement du fonds reste fixe durant la période étudiée. Nous allons donc utiliser un modèle conditionnel comme celui utilisé par Ferson et Schadt (1996) qui, appliqué avec le modèle de RBSA, permet de faire varier les bêtas. Les modèles conditionnels sont de plus en plus populaires dans le marché et dans la littérature, car ils donnent des résultats plus précis. Par exemple, Ferson et Schadt (1996), Ferson et

¹⁹ Swinkel, L. et P. J. Sluis, 2006, «Return-based style analysis with time-varying exposures», *European Journal of Finance*, 12, P.534.

Harvey (1999), Ferson et Qian (2004) et Ferson, Kisgen et Henry (2006) ont tous utilisé des modèles conditionnels et sont arrivés à la conclusion qu'ils améliorent, de façon générale, les résultats empiriques. Le modèle conditionnel est utilisé dans l'étude, pour faire varier les bêtas dans le temps afin d'éliminer la principale faiblesse du modèle de Sharpe (1992).

La formule suivante de Ferson et Schadt (1996) montre que le bêta conditionnel dépend des variables économiques (Z_t):

$$r_{i,t} = a_i + \sum_{j=1}^n \beta_{ij}(z_{t-1}) F_{jt} + \epsilon_{it} \quad \text{Pour } t = 1, \dots, T$$

Où

$r_{i,t}$ = Rendement excédentaire d'un portefeuille i durant la période t,

a_i = Constante de la régression liée à la performance à la Jensen,

$\beta_{ij}(z_{t-1})$ = Bêtas conditionnels du portefeuille i lié à l'indice j au temps t. Ces bêtas conditionnels sont des fonctions linéaires des variables d'information z_{t-1} ,

$\beta_{ij}(z_{t-1}) = b_{0ij} + B_{ij}' z_{t-1}$,

b_{0ij} = Constante de l'équation du bêta conditionnel pour l'indice j,

$B_{ij}' z_{t-1}$ = Vecteur des mesures d'exposition des bêtas conditionnels $[\beta_{ij}(z_{t-1})]$ au vecteur des variables d'information z_{t-1} ,

Où $z_{t-1} = Z_{t-1} - Z_{T-1}$,

Z_{t-1} = Vecteur de l'information disponible au temps t-1,

Z_{T-1} = L'information disponible au temps T - 1, soit l'avant-dernière période de l'échantillon,

F_{jt} = Rendement en excès au taux sans risque de l'indice j au temps t,

ϵ_{it} = Terme d'erreur du portefeuille i au temps t,

Il faut contraindre la somme de nos b_{0ij} conditionnels à être égaux à 1 à la dernière période afin de respecter que le portefeuille est investi à 100 %. Pour ce faire, nous contraignons la pondération conditionnelle à T, liée à la première catégorie d'actifs à être égale à :

$$b_{i10} = (1 - b_{i20} - b_{i30} - b_{i40} - b_{i50} - b_{i60})$$

L'équation conditionnelle implique que le rendement d'un portefeuille i dépend des produits des bêtas conditionnels, qui sont des fonctions de l'information disponible sur le marché, avec les rendements des catégories d'actifs. En substituant dans le modèle $\beta_{ij}(z_{t-1})$ par $b_{0ij} + B_{ij}' z_{t-1}$, on obtient :

$$r_{it} = a_i + \sum_{j=1}^n (b_{0ij} * F_{jt}) + \sum_{j=1}^n B_{ij}' z_{t-1} \otimes F_{jt} + \varepsilon_{it}$$

On fait alors une régression afin d'obtenir nos β conditionnels (β_{0ij} et β'_{ij}) dans la mesure où l'on détient déjà l'information de F_{ij} et (Z_{t-1}) ²⁰.

4.3.3 Choix des facteurs

Tout d'abord, il est important de rappeler que, selon Sharpe (1992), les facteurs doivent être mutuellement exclusifs, exhaustifs et avoir des rendements peu corrélés. De plus, le choix des facteurs a un impact considérable dans les résultats de l'étude, car les rendements des portefeuilles sont directement liés à ces facteurs. Cummisford et Lummer (1996) ont mentionné qu'il était important de connaître les facteurs sélectionnés (indices) et de connaître les titres détenus dans les portefeuilles afin d'obtenir des résultats beaucoup plus fiables. Dans notre étude, nous avons l'avantage de connaître la composition des portefeuilles, car nous les créons de toutes pièces. Il sera alors plus facile de faire le choix des facteurs afin que chaque style d'investissement ait son indice.

Selon Hardy (2003), le modèle classique est efficace si le nombre d'indices (fonds) est de six et moins. Pour notre recherche, même si nous utilisons un modèle conditionnel, nous optons pour la limite supérieure, soit un modèle à six facteurs. Par contre, nous sommes conscients qu'utiliser plusieurs facteurs fait en sorte que notre modèle peut être surspécifié, car des facteurs trop corrélés entre eux réduiraient la précision des coefficients estimés. Lobosco et Rekenthaler (1997) ont montré que la diminution du nombre de facteurs peut être très bénéfique pour la robustesse des résultats. Cependant, nous optons pour les indices le moins corrélés possible afin d'augmenter la précision.

²⁰ Élaboration du modèle conditionnel de Ferson et Schadt (1996) dans l'annexe 1 : Ferson, W. E. et R. W. Schadt, 1996, «Measuring fund strategy and performance in changing economic conditions», *Journal of Finance*, 51(2), P. 429-430.

Premièrement, les facteurs utilisés pour le gestionnaire d'actions américaines seront tous liés aux marchés des actions. Les quatre premiers facteurs utilisés sont les plus populaires dans la littérature. Que ce soit Sharpe (1992), Fama et French (1996) ou Rekenhaller, Gambera et Charlson (2006), ils utilisent tous les quatre facteurs qui suivent :

1. Grandes capitalisations valeur
2. Grandes capitalisations croissance
3. Petites capitalisations valeur
4. Petites capitalisations croissance

Ces quatre facteurs sont des incontournables, car ils concordent avec le modèle multifacteurs de Fama et French (1993). Ce modèle indique que la capitalisation boursière et le ratio VL/VM ont une influence sur le rendement d'un titre.

Pour ce qui est des deux facteurs manquants, les moyennes capitalisations valeur et les moyennes capitalisations croissance ont été écartées dès le départ en raison de la corrélation trop élevée qu'elles possèdent avec les autres facteurs. En fait, pour trouver les facteurs manquants, nous avons analysé la corrélation de plusieurs types d'indice afin d'y inclure les deux ayant la corrélation la plus faible avec les quatre facteurs de départ. En agissant ainsi, nous augmentons la précision de nos résultats. Ainsi, le cinquième facteur inclut un indice momentum alors que le sixième facteur inclut un indice de momentum inversé.

Deuxièmement, il y a également six facteurs utilisés pour le gestionnaire balancé américain. Tout d'abord, les mêmes quatre premiers facteurs sont utilisés, et ce, pour les raisons mentionnées précédemment. Par contre, les deux derniers facteurs diffèrent étant donné que le gestionnaire a plus de latitude dans le choix de ses placements. Les deux facteurs sont dans le domaine obligataire alors que le premier est du côté gouvernemental et le second du côté des entreprises. Ces six facteurs couvrent très bien l'ensemble des catégories d'actifs qu'un gestionnaire balancé peut utiliser.

4.3.4 Choix des indices

Maintenant, il est important de bien choisir les indices qui représentent les facteurs sélectionnés. Les quatre premiers facteurs sont identiques pour les deux gestionnaires. Nous utilisons les indices fournis par Kenneth French sur son site internet comme référence pour ceux-ci. L'auteur utilise tous les titres inclus dans le NYSE, AMEX et le NASDAQ afin de construire

ses portefeuilles. Par la suite, il les sépare en deux groupes égaux selon leur capitalisation boursière. Une fois cette étape effectuée, il divise les portefeuilles selon la VL/VM des titres en dix déciles. Il inclut les trois premiers déciles (haut ratio VL/VM) dans la catégorie valeur, alors que les trois derniers déciles forment la catégorie croissance. On obtient quatre indices divisés selon la capitalisation et le ratio VL/VM des actions. Avec cette façon de faire, on s'assure qu'aucun titre n'est inclus dans deux indices. Pour ce qui est du facteur momentum, il inclut les titres ayant obtenu les meilleurs rendements lors du mois précédent. À l'opposé, l'indice momentum inversé investit dans les titres ayant obtenu les pires rendements lors du mois précédent. Les titres inclus dans les deux derniers facteurs proviennent également du NYSE, AMEX et du NASDAQ. Il faut être conscient qu'une faible proportion de titres peut être incluse dans deux indices, ce qui représente une faiblesse de l'utilisation de ces facteurs. Cependant, les deux derniers indices possèdent une corrélation semblable ou plus faible aux quatre facteurs initiaux comparativement à la corrélation que ceux-ci ont entre eux, et ce, malgré le fait qu'il est certain qu'ils ne possèdent aucun titre identique. Par exemple, le fonds momentum a une corrélation de 0,42 avec le fonds grandes capitalisations valeur alors que ce dernier a une corrélation de 0,70 avec le fonds grandes capitalisations croissance et ce, même si les deux fonds n'ont aucun titre en commun (au cours de la période de 2000 à 2009).

Pour les facteurs restants du gestionnaire balancé américain, nous utilisons le rendement des obligations gouvernementales 10 ans et le rendement des obligations d'entreprises AAA 30 ans.

4.3.5 Choix des variables conditionnelles

Avec l'utilisation d'un modèle conditionnel, nous émettons l'hypothèse que la valeur marchande des différents styles évolue en fonction des variables macro-économiques²¹. L'objectif de l'étude étant de démontrer la pertinence de l'utilisation d'un modèle conditionnel en incluant des données quotidiennes et mensuelles, et non de déterminer les variables conditionnelles les plus efficaces, nous allons donc inclure des variables déjà utilisées dans la littérature. En fait, les variables conditionnelles de départ sont les mêmes que celles utilisées par M. Ingham (2010) dans son mémoire : « *Intégration de bêtas conditionnels dans un modèle d'évaluation des styles d'investissement par les rendements: conception, test et application* »

²¹ Ingham, Philippe, 2010 « Intégration de bêtas conditionnels dans un modèle d'évaluation des styles d'investissement par les rendements: conception, test et application », P.26

Pour notre premier modèle, les variables retenues sont celles généralement utilisées dans la littérature (VUL). Les quatre premières variables sont les plus populaires et les plus utilisées. Nous utilisons les mêmes variables qu'ont utilisées Ferson et Schadt (1996), Ferson et Harvey (1999), Ferson et Qian (2004) et Ferson, Kisgen et Henry (2006) soient le taux court terme, la volatilité du taux court terme, le taux de versement du dividende, la pente de la structure à terme, la convexité et l'écart de crédit. Donc, ce modèle comprend six variables pour tous les facteurs, et ce, pour les deux gestionnaires.

Notre deuxième modèle, comme dans l'étude d'Ingham (2010), utilise les variables conditionnelles significatives dans la littérature (VSL). On ne retient que les variables qui ont été jugées significatives dans l'explication des rendements d'un facteur²². Les variables choisies sont communes aux études de Ferson et Schadt (1996), Ferson et Harvey (1999) et Ferson et Qian (2004) et celles-ci sont toutes significatives dans leurs résultats. Les variables conditionnelles pour le gestionnaire d'actions américaines sont le taux court terme, la pente de la structure à terme et l'écart de crédit. Ces variables sont utilisées pour l'ensemble des facteurs.

Pour le gestionnaire balancé, les trois variables utilisées précédemment pour le marché des actions (taux court terme, la pente de la structure à terme et l'écart de crédit des obligations d'entreprises) sont reprises pour les quatre facteurs suivants : grandes capitalisations valeur, grandes capitalisations croissance, petites capitalisations valeur et petites capitalisations croissance. Pour ce qui est des deux autres facteurs obligataires, nous utilisons les facteurs jugés significatifs dans l'étude de Ferson, Kisgen et Henry (2006) soient le taux court terme, la pente de la structure à terme et la convexité de cette structure.

Notre troisième modèle est composé de variables qui s'avèrent significatives dans notre échantillon (VSE). Ce modèle permet d'éliminer toutes les variables jugées non significatives dans le deuxième modèle. Les résultats risquent de différer, car même si une variable est non significative, elle a un impact sur les résultats. Ces variables ont de fortes chances de différer de l'étude d'Ingham (2010) dans la mesure où beaucoup d'éléments influençant les résultats sont modifiés.

²² Ingham, Philippe, 2010 « Intégration de bêtas conditionnels dans un modèle d'évaluation des styles d'investissement par les rendements: conception, test et application », P.27

4.3.6 Mesure des variables conditionnelles

Le tableau 4 montre les mesures qui seront utilisées pour chacune des variables conditionnelles mentionnées précédemment.

Tableau 4

Ce tableau indique chaque mesure qui est utilisée pour mesurer les variables conditionnelles

Variables conditionnelles	Mesure
Taux court terme	Taux annualisés des bons du Trésor à 3 mois d'échéance
Pente	Taux des obligations gouvernementales 10 ans - taux des obligations gouvernementales de 3 mois
Écart de crédit	Taux des obligations d'entreprises BAA - Taux des obligations d'entreprises AAA (selon Moody's)
Convexité de la structure à terme	Taux des obligations gouvernementales 3ans - (taux des obligations gouvernementales 5 ans + taux des obligations gouvernementales 1 an) / 2
Volatilité du taux court terme	Écart type du taux annualisé des bons du Trésor à 3 mois d'échéance calculé à l'aide de données quotidiennes
Taux de versement des dividendes	Taux de versement des dividendes du S&P 500

Les variables conditionnelles utilisées sont retardées d'une période, ce qui implique que les bêtas à une période donnée sont fonction des variables économiques de la période précédente. Une telle règle suppose que le gestionnaire analyse certains facteurs économiques afin de l'aider dans sa prise de décision. Par exemple, un gestionnaire peut décider de changer les pondérations de son portefeuille au temps t si l'inflation a explosé au temps $t-1$ ou que l'écart de crédit s'est agrandi. Bref, il sera possible d'utiliser ce modèle dans le but de prévoir les rendements futurs d'un gestionnaire.

Ces mesures de variables conditionnelles proviennent toutes de Bloomberg. Toutes les données mensuelles nécessaires pour ce mémoire sont disponibles. Par contre, les données quotidiennes sont plus rares. Premièrement, les taux des obligations corporatives AAA sont disponibles seulement à partir du 1^{er} janvier 1983 alors que les taux des obligations corporatives BAA sont disponibles à partir du 1^{er} janvier 1986. Alors, pour ce qui est du calcul de l'écart de crédit, ces données débuteront seulement en janvier 1986, soit 3 ans plus tard. Deuxièmement, le taux de versement du dividende du S&P 500 n'est pas disponible en donnée quotidienne avant 1988. Donc, encore une fois, lors de notre régression qui inclut 15 ans de données, cette variable macroéconomique en comptera moins au départ. Finalement, plusieurs dates spécifiques sont manquantes pour les données quotidiennes. Par exemple, le taux de la date du 22 février 1985 est manquant pour les obligations 3 mois; on utilise alors le taux de la veille comme taux de référence.

4.4 Comparaison entre les modèles

Afin de déterminer si le modèle conditionnel est plus efficace, nous allons le comparer au modèle statique. En fait, nous utilisons trois types de modèles conditionnels qui incluent différentes variables explicatives (VUL, VSL, VSE). Dans l'étude, nous utilisons des données quotidiennes ainsi que mensuelles afin de faire la comparaison entre leurs résultats. Comme mentionnée précédemment, la fréquence d'utilisation des données est loin de faire l'unanimité entre les auteurs. En fait, les deux fréquences ont des avantages et des inconvénients, il sera alors intéressant de voir quelle fréquence de données générera les résultats les plus significatifs et si ceux-ci concordent entre les deux gestionnaires. L'étude débute le 1^{er} janvier 1983 et se termine le 31 décembre 2009. Il suffit de comparer nos pondérations obtenues de nos modèles avec nos régressions à celles du portefeuille simulé étant donné que l'on connaît la composition exacte du portefeuille. Il est important de mentionner que les Bêtas obtenus sont les pondérations finales des classes d'actifs du portefeuille et non la moyenne de ceux-ci au cours de la simulation.

4.5 Différence avec le mémoire de Philippe Ingham

Ce mémoire peut, à première vue, avoir beaucoup de similitudes avec celui de Philippe Ingham « Intégration de bêtas conditionnels dans un modèle d'évaluation des styles d'investissement par les rendements: conception, test et application ». Par contre, plusieurs aspects importants diffèrent. Premièrement, notre échantillon comporte plusieurs périodes à analyser. Par

exemple, chacun des gestionnaires ainsi que chacun de leurs portefeuilles seront évalués de façons mensuelles sur une période de 12 ans. Donc, il y aura 144 périodes d'évaluations pour tous les portefeuilles (sans rebalancement, avec rebalancement mensuel, avec rebalancement trimestriel, avec rebalancement semestriel, avec rebalancement annuel et ce, pour les deux styles de rebalancement). Deuxièmement, les rebalancements de nos portefeuilles ne seront pas effectués de façon aléatoire. En fait, notre deuxième groupe de portefeuilles investira dans les indices ayant l'espérance de rendement la plus élevée selon les données macro-économiques du trimestre qui suit. Notre troisième groupe de portefeuilles investira dans les indices ayant obtenu le rendement le plus élevé durant la période en cours. Troisièmement, nous allons tester nos modèles avec des données quotidiennes. Il nous sera alors possible de déterminer si l'utilisation de données quotidiennes augmente la précision des résultats en déterminant l'exposition aux facteurs de risques de nos portefeuilles.

5 Analyse des résultats

5.1 Analyse statistique des facteurs

5.1.1 Gestionnaire d'actions américaines

5.1.1.1 Analyse des rendements

Le tableau 5 présente un sommaire des statistiques descriptives des indices choisis pour le gestionnaire d'actions américaines. Les six indices étant : les actions à petite capitalisation valeur (SV), les actions à grande capitalisation valeur (LV), les actions à grande capitalisation croissance (LG), les actions à petite capitalisation croissance (SG), un indice momentum (MM) et un indice de momentum inversé (RM). L'indice ayant obtenu le meilleur rendement sur la période de 27 ans (1983 à 2009) est l'indice d'actions à petite capitalisation valeur. Ce dernier surpasse légèrement (0.04 %) le fonds momentum. On remarque que les actions du style valeur ont mieux performé que celles du style croissance. Ceci concorde avec le modèle à trois facteurs de Fama et French (1996) qui attribue une prime au rendement pour les actions ayant un ratio valeur au livre sur la valeur marchande (VL/VM) élevé. Par contre, l'autre facteur de Fama French (1996) qui attribue un rendement supérieur aux titres de petite capitalisation n'est pas soutenu, car les actions à grande capitalisation croissance ont obtenu un rendement supérieur aux actions à petite capitalisation croissance. Pour finir, le fonds RM est l'indice ayant eu le rendement le plus faible et possédant l'écart type le plus élevé. Les fonds ayant l'écart type le plus faible sont ceux à grandes capitalisations et ceux-ci ont, sans surprise, un maximum et un minimum de rendement moins élevé (en valeur absolue) que les autres indices. Pour ce qui est de la normalité des rendements, nous pouvons la rejeter, car à un seuil de 5 %, l'ensemble des indices obtient une probabilité au test de Jarque-Bera inférieur à 5 %.

Tableau 5

Statistiques descriptives des indices
du gestionnaire d'actions américaines

Le tableau 5 présente un sommaire des statistiques descriptives des facteurs utilisés pour expliquer le rendement du gestionnaire d'actions américaines. Les six indices étant : les actions à petite capitalisation valeur (SV), les actions à grande capitalisation valeur (LV), les actions à grande capitalisation croissance (LG), les actions à petite capitalisation croissance (SG), un indice momentum (MM) et un indice de momentum inversé (RM). Les observations s'étendent du 1er janvier 1983 au 31 décembre 2009, soit une période de 27 ans ou 324 mois. Les données sont exprimées en pourcentage (%) et représentent le rendement mensuel.

	SV	LV	LG	SG	MM	RM
Moyenne	1,08	0.85	0,76	0,41	1,04	-0.14
Écart type	0,29	0,26	0,26	0,38	0,34	0,50
Médiane	1,99	1,63	1,24	1,36	1,79	0,18
Kurtosis	4,52	3,86	2,27	2,43	2,49	4,78
Coefficient d'asymétrie	-1,19	-1,06	-0,67	-0,44	-0,51	0,72
Minimum	-27,80	-22,64	-23,23	-32,33	-26,74	-26,13
Maximum	18,12	16,31	14,49	28,97	23,02	45,79
Jarque-Bera	370,88	277,34	99,22	95,70	102,88	355,19
P-Value	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

5.1.1.2 Analyse des corrélations

L'analyse de la corrélation est un facteur important lorsqu'on utilise le modèle RBSA de Sharpe (1981), car des facteurs trop corrélés engendrent un problème de multicollinéarité. Lorsqu'il y a de la multicollinéarité entre les facteurs, les mesures d'exposition à ceux-ci sont de moins en moins précises en raison d'une plus grande volatilité des coefficients. Au tableau 6, nous retrouvons la matrice de corrélation pour les indices inclus dans les portefeuilles du gestionnaire d'actions américaines. La corrélation entre ceux-ci est élevée. Par exemple, le fonds SV a une corrélation qui varie entre 71.52 % et 85.60 % par rapport aux autres indices. Notons que la plus faible corrélation (49.44 %) se trouve entre les deux indices ayant des objectifs de placement opposés, soit le fonds momentum et le fonds momentum inversé. Cette corrélation

élevée affectera la précision des estimations d'exposition aux styles (Bêtas) pour le gestionnaire d'actions américaines²³.

Tableau 6
Matrice de corrélations entre les indices
du gestionnaire d'actions américaines

Le tableau 6 présente la matrice de corrélations entre les facteurs (indices) pour notre gestionnaire d'actions américaines. Les six indices étant : les actions à petite capitalisation valeur (SV), les actions à grande capitalisation valeur (LV), les actions à grande capitalisation croissance (LG), les actions à petite capitalisation croissance (SG), un indice momentum (MM) et un indice de momentum inversé (RM). Les observations s'étendent du 1er janvier 1983 au 31 décembre 2009, soit une période de 27 ans ou 324 mois. Les données sont exprimées en pourcentage (%).

	SV	LV	LG	SG	MM	RM
SV	1,00					
LV	0,80	1,00				
LG	0,72	0,76	1,00			
SG	0,86	0,62	0,80	1,00		
MM	0,72	0,59	0,81	0,83	1,00	
RM	0,72	0,70	0,72	0,73	0,49	1,00

5.1.2 Gestionnaire balancé

5.1.2.1 Analyse des rendements

Le tableau 7 présente un sommaire descriptif pour les indices utilisés par le gestionnaire balancé. Les six indices étant : les actions à petite capitalisation valeur (SV), les actions à grande capitalisation valeur (LV), les actions à grande capitalisation croissance (LG), les actions à petite capitalisation croissance (SG), les obligations d'entreprises (corpo) et les obligations gouvernementales (gouv). L'indice ayant obtenu le meilleur rendement est le fonds SV. Comme mentionné précédemment, ceci concorde avec le modèle à trois facteurs de Fama French (1996) qui donne une prime au rendement pour les fonds de petites capitalisations et les fonds valeur. Fait surprenant, le rendement des obligations est plus élevé que le rendement du fonds d'actions à petite capitalisation croissance. Le rendement des obligations peut paraître élevé,

²³ Ingham, Philippe, 2010 « Intégration de bêtas conditionnels dans un modèle d'évaluation des styles d'investissement par les rendements: conception, test et application », P.38

mais il ne faut pas oublier qu'il y a eu de grandes baisses de taux d'intérêt durant la période étudiée. Par exemple, le taux court terme (3 mois) de notre échantillon débute en janvier 1983 avec un taux de 10.72 % et termine, en décembre 2009, avec un taux de 0.44 %. Cette diminution sur l'ensemble de l'étude liée à un taux de rendement effectif moyen de 7.53 % explique le rendement élevé des obligations (d'entreprises et gouvernementales). De plus, la crise boursière de 2008 a affecté énormément les rendements de nos indices. Du côté de la volatilité, le rendement des obligations d'entreprises et gouvernementales est moins volatile que les indices liés aux actions. L'écart type des obligations d'entreprises est légèrement plus élevé que celui des obligations gouvernementales. Pour ce qui est de la normalité des rendements, nous pouvons la rejeter, car à un seuil de 5 %, l'ensemble des indices obtient une probabilité au test de Jarque-Bera inférieure à 5 %.

Tableau 7
Statistiques descriptives des indices
du gestionnaire balancé

Le tableau 7 présente un sommaire des statistiques descriptives des facteurs utilisés pour expliquer le rendement du gestionnaire balancé. Les six indices étant : les actions à petite capitalisation valeur (SV), les actions à grande capitalisation valeur (LV), les actions à grande capitalisation croissance (LG), les actions à petite capitalisation croissance (SG), les obligations d'entreprises (corpo) et les obligations gouvernementales (gouv). Les observations s'étendent du 1er janvier 1983 au 31 décembre 2009, soit une période de 27 ans ou 324 mois. Les données sont exprimées en pourcentage (%) et représentent le rendement mensuel.

	SV	LV	LG	SG	Corpo	Gouv
Moyenne	1,08	0,85	0,77	0,41	0,76	0,59
Écart type	0,29	0,26	0,26	0,38	0,14	0,13
Médiane	1,99	1,63	1,24	1,36	1,04	0,76
Coefficient d'aplatissement	4,52	3,86	2,27	2,43	1,38	0,67
Coefficient d'asymétrie	-1,19	-1,06	-0,67	-0,44	-0,23	0,01
Minimum	-27,80	-22,64	-23,23	-32,33	-8,33	-7,11
Maximum	18,12	16,31	14,49	28,97	9,14	8,83
Jarque-Bera	370,88	277,34	99,22	95,70	30,17	6,48
P-Value	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

5.1.2.2 Analyse des corrélations

Au tableau 8, nous retrouvons la matrice de corrélation pour le gestionnaire balancé. Les quatre premiers indices étant identiques au gestionnaire d'actions américaines, nous analyserons uniquement les deux facteurs restants. Le rendement des obligations d'entreprises est faiblement corrélé aux indices SV, LV, LG, SG ayant respectivement une corrélation de 23.24 %, 21.81 %, 16.80 % et 16.14 %. Le même résultat se produit avec le rendement des obligations gouvernementales qui a des coefficients de corrélation se situant entre -8.23 % et 5,76 % par rapport aux autres indices, soit une corrélation pratiquement nulle. Pour ce qui est de la corrélation entre les deux indices obligataires, elle est modérée ayant un coefficient de 56.76 %. En général, les indices du gestionnaire balancé sont moins corrélés entre eux comparativement aux indices utilisés par le gestionnaire d'actions américaines. Théoriquement, le modèle RBSA devrait donner de meilleurs résultats avec le gestionnaire balancé étant donné que la présence de multicolinéarité augmente la volatilité des coefficients.

Tableau 8
Matrice de corrélations entre les indices
du gestionnaire balancé

Le tableau 8 présente la matrice de corrélations entre les facteurs (indice) pour notre gestionnaire balancé. Les six indices étant : les actions à petite capitalisation valeur (SV), les actions à grande capitalisation valeur (LV), les actions à grande capitalisation croissance (LG), les actions à petite capitalisation croissance (SG), les obligations d'entreprises (corpo) et les obligations gouvernementales (gouv). Les observations s'étendent du 1er janvier 1983 au 31 décembre 2009, soit une période de 27 ans ou 324 mois. Les données sont exprimées en pourcentage (%).

	SV	LV	LG	SG	Corpo	Gouv
SV	1,00					
LV	0,80	1,00				
LG	0,72	0,76	1,00			
SG	0,86	0,62	0,80	1,00		
Corpo	0,23	0,22	0,17	0,16	1,00	
Gouv	-0,03	0,06	0,07	-0,08	0,57	1,00

5.2 Analyse des régressions

Pour commencer, on jettera un coup d'œil aux résultats des régressions avant d'analyser ceux de nos modèles. Les annexes 7.2.1, 7.2.2, 7.2.3 et 7.2.4 proposent un sommaire descriptif des régressions où l'on voit les R-carrés ajustés et le test de Durbin-Watson pour nos deux questionnaires et pour les deux fréquences de rebalancement. Chacune des annexes comprend les quatre modèles utilisés. Ceux-ci étant le modèle traditionnel, le modèle conditionnel utilisant des variables utilisées dans la littérature (VUL), le modèle conditionnel utilisant des variables significatives dans la littérature (VSL) et le modèle conditionnel utilisant des variables significatives dans l'étude (VSE). De plus, rappelons qu'il y a quatre fréquences de rebalancement soit mensuellement, trimestriellement, semestriellement et annuellement et qu'il y a un portefeuille sans transaction. Pour finir, il y a les portefeuilles où les transactions ont été basées sur l'espérance de rendement (ER) (portefeuilles 2 à 5) et les portefeuilles où les transactions ont été effectuées sur le rendement réalisé (RR) (portefeuilles 6 à 9).

5.2.1 Gestionnaires d'actions américaines

5.2.1.1 Analyse du R-carré ajusté

On peut voir à l'annexe 7.2.1 les R-carré ajustés et le test de Durbin-Watson pour tous nos portefeuilles pour notre questionnaire balancé avec des données mensuelles et l'annexe 7.2.2 présente ces résultats pour nos données quotidiennes. Commençons d'abord par l'analyse du R-carré ajusté. Il serait intéressant de rappeler que le R-carré nous informe sur la proportion du rendement du portefeuille qui est expliqué par les facteurs choisis.

Premièrement, pour le portefeuille sans rebalancement (p1), on obtient des R-carrés ajustés très élevés. Pour tous les modèles, le R-carré ajusté est supérieur à 0,99. On peut donc dire que selon le R-carré ajusté, nos indices aident grandement à expliquer les rendements obtenus de notre portefeuille. Il n'est pas surprenant de voir ces résultats sachant que nos portefeuilles simulés ont été conçus par ces mêmes indices. Même si les résultats sont très similaires, on peut classer les modèles du meilleur au plus faible soit VUL, VSE, VSL et traditionnel. Les résultats sont semblables pour les données quotidiennes, mis à part que le modèle VSL termine au deuxième rang devant le modèle VSE.

Deuxièmement, pour les portefeuilles avec rebalancement, il y a eu deux types de simulation. La simulation faite avec les portefeuilles créés selon les rendements espérés (ER) de chaque indice

et les portefeuilles conçus selon les rendements réalisés (RR). Dans les deux cas, l'indice ayant le rendement (réalisé ou espéré) le plus élevé se voyait attribuer la pondération de 30 % contre 5 % pour le rendement le plus faible. On remarque d'abord que tous les modèles ont obtenu de meilleurs résultats avec la méthode ER (p2 à p5) qu'avec celle RR (p6 à p9). La raison principale de l'écart entre les résultats de ces deux méthodes est l'hypothèse de rebalancement de la méthode ER. Rappelons que ces portefeuilles ont été conçus selon l'espérance de rendement de chaque indice et que celle-ci a été déterminée selon les mêmes variables macro-économiques utilisées lors de la régression. Cette hypothèse aide les modèles conditionnels, mais ne devrait avoir aucun impact sur notre modèle traditionnel, ce qui n'est pas le cas. On peut alors penser que la méthode RR provoque des changements plus radicaux que la méthode ER dans la mesure où les données macro-économiques fluctuent moins que les rendements réalisés des indices. Ce qui fait en sorte que le rebalancement selon l'espérance de rendement est moins brusque, ce qui aide grandement tous nos modèles.

Au départ, on aurait pu penser que le portefeuille rebalancé annuellement obtiendrait de meilleurs résultats que celui rebalancé mensuellement, car ce dernier voit ses pondérations être modifiées douze fois plus souvent, ce qui est plus complexe à prévoir pour un modèle. Par contre, on ne voit aucune tendance dans les R-carré ajustés entre nos quatre fréquences de rebalancement. Pour les données quotidiennes, les R-carrés ajustés sont comparables à ceux obtenus avec les données mensuelles. Les meilleurs modèles pour les portefeuilles rebalancés selon les R-carré ajustés sont dans l'ordre : le modèle VSL, VSE, VUL et traditionnel pour les données mensuelles et l'ordre pour les données quotidiennes est : VUL, VSE, VSL et traditionnel. Il sera alors intéressant de voir si ces résultats se confirmeront avec l'analyse des pondérations finales.

5.2.1.2 Analyse du test de Durbin-Watson

L'analyse du test de Durbin-Watson sert à détecter les problèmes d'auto-corrélation entre les variables utilisées. Il est important de rappeler que l'auto-corrélation nuit à la précision du modèle RBSA. Dans notre étude, on détecte un problème d'auto-corrélation pour tous nos portefeuilles sauf ceux rebalancés selon le rendement réalisé avec les données mensuelles avec un seuil de tolérance de 95 %. Pour les autres portefeuilles, il y a un problème d'auto-corrélation. Étant donné que l'objectif de ce mémoire est de déterminer le meilleur modèle, nous n'appliquerons pas de corrections supplémentaires afin de corriger la situation. De plus, l'auto-corrélation est présente dans les mêmes groupes de portefeuilles et ce, pour tous nos

modèles, ce qui n'affectera pas nos conclusions. Pour les données quotidiennes, nous obtenons des problèmes d'auto-corrélations qui diffèrent entre les modèles. Par contre, comme mentionnée précédemment, nous n'appliquerons pas de corrections afin de corriger la situation. Nous devons cependant être conscients que cette situation aura un impact sur nos résultats.

5.2.2 Gestionnaires balancés

5.2.2.1 Analyse du R-carré ajusté

On peut voir à l'annexe 7.2.3 les R-carré ajustés et le test de Durbin-Watson pour tous nos portefeuilles pour notre gestionnaire balancé avec des données mensuelles et l'annexe 7.2.4 présente ces résultats pour nos données quotidiennes.

Tout d'abord, on remarque que, pour tous les portefeuilles sans rebalancement, les modèles performant très bien. En fait, le R-carré ajusté est supérieur à 0.99, ce qui signifie que tous les modèles sont capables de bien expliquer les rendements obtenus de nos portefeuilles. Ces résultats ne sont pas étonnants dans la mesure où nos portefeuilles ont été conçus par ces mêmes indices et qu'aucun changement majeur ne survient durant les 12 ans étudiés. Les pondérations de ce portefeuille fluctuent seulement avec l'évolution du rendement des indices inclus dans celui-ci. Malgré d'excellents résultats pour nos modèles, on peut les classer du meilleur au moins bon, soit VUL, VSE, VSL et traditionnel. Des résultats identiques se sont produits pour les données quotidiennes.

Pour les autres portefeuilles rebalancés à différente fréquence, on remarque d'abord les piètres résultats comparativement à ceux obtenus avec les gestionnaires d'actions américaines. On observe un R-carré ajusté de 0.827 pour notre modèle VUL rebalancé mensuellement. Rappelons que les indices étaient moins corrélés entre eux, ce qui laissait présager des résultats supérieurs pour notre gestionnaire balancé. Comme on l'avait remarqué avec le gestionnaire d'actions américaines, la méthode RR sous-performe par rapport à la méthode ER. De plus, on peut voir pour tous les modèles que plus la fréquence de rebalancement diminue, plus les R-carré ajustés sont supérieurs. Ce résultat est logique dans la mesure où il est plus facile pour un modèle de bien expliquer les rendements d'un portefeuille lorsque celui-ci est rebalancé moins fréquemment. Lorsqu'on analyse les modèles pour déterminer le gagnant, on remarque que c'est le modèle VUL qui l'emporte suivi du VSE, traditionnel et VSL.

On remarque que les données quotidiennes obtiennent de meilleurs R-carré ajustés pour la méthode ER, mais inférieurs pour celle RR comparativement aux données mensuelles. Le modèle VUL termine encore une fois au premier rang devant VSE, VSL et le traditionnel.

En résumé, on voit que les r-carrés ajustés sont inférieurs à ceux obtenus avec notre gestionnaire d'actions américaines. Cela signifie, à première vue, que les modèles conditionnels devraient obtenir des résidus moyens relativement plus élevés que les modèles inconditionnels et que le modèle VUL devrait être celui qui est préféré.

5.2.2.2 Analyse du test de Durbin-Watson

Pour les données mensuelles, on détecte un problème d'auto-corrélation seulement pour le portefeuille sans rebalancement. Pour ce qui est des données quotidiennes, tous les portefeuilles ont un problème d'auto-corrélation. Comme mentionnée précédemment, nous n'appliquerons pas de corrections supplémentaires afin de corriger la situation.

5.3 Analyse de la performance des modèles

On retrouve aux tableaux 9, 10, 11 et 12 les moyennes des écarts absolus pour les deux fréquences de données et ce, pour nos deux gestionnaires. La moyenne des écarts absolus provient de l'écart entre les pondérations réelles des portefeuilles simulés et ceux obtenus de nos différents modèles. Il sera alors facile de déterminer le modèle le plus efficace dans la mesure où ce dernier aura la moyenne des écarts la plus faible. Il est important d'avoir un modèle qui minimise les résidus moyens, car nos indices sont exposés à divers degrés à différents facteurs de risque. Donc, un modèle minimisant les résidus nous aidera à bien comprendre les risques auxquels on fait face. De plus, il est utile de pouvoir détecter les changements de style d'un gestionnaire afin de déterminer si ce fonds convient toujours aux objectifs de placement. Il serait intéressant de rappeler que le but n'est pas de déterminer ce que détient le fonds à un certain moment, mais de déterminer l'exposition du fonds à divers facteurs de risque. De plus, on pourra observer l'écart type de ses résidus, ce qui sera très utile afin de déterminer la volatilité de nos résultats. Les tableaux sont divisés selon les quatre modèles utilisés et selon les 9 portefeuilles qui ont été créés selon différentes hypothèses. Ces hypothèses étant la fréquence de rebalancement ainsi que la façon dont ces portefeuilles ont été rebalancés. Le portefeuille 1 est celui sans rebalancement, les portefeuilles 2 à 5 sont ceux construits à l'aide de l'espérance de rendement (ER) et les portefeuilles 6 à 9 ont été rebalancés selon les rendements réalisés (RR). De plus, les portefeuilles 2, 3, 4, 5 et 6, 7, 8, 9 sont

respectivement ceux rebalancés mensuellement, trimestriellement, semestriellement et annuellement. Par exemple, le portefeuille 3 a été rebalancé selon l'espérance de rendement et ce, à tous les trois mois. On commencera l'analyse par le gestionnaire d'actions américaines et on analysera de façon indépendante les résultats mensuels et quotidiens avant de les comparer. Par la suite, le même scénario se produira pour le gestionnaire balancé et finalement on comparera les résultats de nos deux gestionnaires.

5.3.1 Gestionnaire d'actions américaines

5.3.1.1 Donnée mensuelle

Le tableau 9 démontre les résultats pour tous les modèles et pour toutes les fréquences de rebalancement. Tout d'abord, nous y voyons que le modèle conditionnel avec les variables utilisées dans la littérature (VUL) obtient les pires résultats. Étant donné que nous comparons les résultats de nos modèles conditionnels avec le modèle traditionnel, nous débuterons l'analyse de ce dernier afin de pouvoir nous y référer. Le modèle traditionnel termine au deuxième rang au niveau de la précision des résultats et possède également le deuxième écart type le moins élevé. On remarque que ce modèle obtient de meilleurs résultats avec la méthode de rebalancement ER qu'avec la méthode RR. Par contre, ce dernier termine au premier rang au niveau de la précision pour les portefeuilles 6 et 8, soit deux portefeuilles rebalancés selon les rendements réalisés. De plus, on remarque que l'écart entre ces méthodes est plus faible comparativement au modèle conditionnel. Par exemple, le modèle VUL a un écart de 16.57 % entre ses deux portefeuilles rebalancés mensuellement contrairement à 0.83 % pour le modèle traditionnel. Lorsqu'on analyse de façon distincte les fréquences de rebalancement, on ne voit aucune tendance particulière. En fait, la fréquence de rebalancement ne semble avoir aucun impact sur nos résultats, ce qui est un peu surprenant. Nous aurions pensé que nos modèles auraient eu plus de facilité à prédire les pondérations d'un portefeuille rebalancé annuellement que celui rebalancé douze fois plus souvent. De plus, les écarts type à l'intérieur des méthodes ER et RR sont comparables entre eux. Par contre, sans surprise, le portefeuille sans rebalancement obtient les meilleurs résultats. Maintenant que notre modèle de référence est établi, analysons l'incidence d'utiliser des modèles conditionnels.

Le modèle VUL a un écart de prévision moyen de 13,74 % et un écart type élevé de 13,20 %. Ce dernier a une moyenne des écarts de prévision de près de deux fois supérieure au modèle traditionnel et un écart type beaucoup plus élevé. Cela signifie qu'utiliser des variables

conditionnelles qui ne sont pas nécessairement significatives, nuit à notre modèle comparativement au modèle non conditionnel. Il n'est pas étonnant de voir que ce modèle fini bon dernier, car celui-ci est surspécifié. En fait, ce modèle contient six variables conditionnelles en plus d'une constante et ce, pour chacun des six indices utilisés. Donc, au total, ce modèle contient 43 variables (incluant la constante de l'équation) à analyser durant la régression, ce qui est sans aucun doute beaucoup trop. Comme on a pu le remarquer avec les R-carré ajustés, les portefeuilles RR obtiennent de moins bons résultats avec des résidus moyens beaucoup plus élevés que les portefeuilles ER. En fait, la moyenne des écarts pour les portefeuilles RR est de 13,23 % plus élevé que ceux ER. De plus, l'écart moyen de prévision est de 24,45 % pour le portefeuille 6, ce qui est énorme quand on pense que les pondérations sont rebalancées entre 5 % et 30 % tous les débuts de mois. Nous pouvons affirmer que le modèle conditionnel VUL est inadéquat pour mesurer l'exposition aux styles de notre gestionnaire d'actions américaines avec des données mensuelles. En fait, le modèle non conditionnel est celui préféré entre les deux modèles étant donné que ce dernier obtient de meilleurs résultats et est plus simple d'utilisation. En résumé, les principales raisons expliquant ce manque de précision sont le fait que le modèle VUL est surspécifié alors que ce dernier possède 43 variables et que plusieurs de celles-ci ne sont pas significatives dans notre étude.

Le prochain modèle analysé est le VSL. Ce dernier obtient une plus value négative au niveau de la précision de 1,07 %, comparativement au modèle traditionnel. De plus, le modèle VSL a un écart type plus élevé de 1,65 %. Ce qui nuit au modèle VSL est les résultats obtenus pour la méthode RR étant donné une moyenne et un écart type respectivement de 10,30 % et 8.57 %. Pour cette méthode de rebalancement, le modèle traditionnel obtient de bien meilleurs résultats. Pour la méthode ER, on remarque qu'aucune tendance ne se dégage au niveau de la fréquence de rebalancement. Par contre, on remarque pour la méthode de rebalancement RR que le portefeuille 9 obtient de loin de meilleurs résultats que les portefeuilles rebalancés plus fréquemment. Il est donc difficile de conclure quoi que ce soit au niveau de la fréquence de rebalancement pour l'instant. En résumé, ce modèle n'obtient pas de meilleurs résultats que le modèle traditionnel. En d'autres mots, le modèle conditionnel VSL est inadéquat pour mesurer l'exposition aux styles de notre gestionnaire d'actions américaines avec des données mensuelles. Donc, parmi les trois modèles analysés pour l'instant, le modèle non conditionnel est celui préféré dû à sa simplicité d'utilisation et qu'aucune plus value n'est apportée par les variables conditionnelles.

Maintenant, passons au modèle le plus performant, soit le modèle VSE. Ce dernier obtient des résidus moyens inférieurs de 0.34 % comparativement au modèle traditionnel. De plus, ce dernier à un écart type inférieur de 0.43 %. Le modèle VSE obtient les meilleurs résultats pour tous les portefeuilles rebalancés selon l'espérance de rendement ainsi que pour le portefeuille sans rebalancement. Ce dernier portefeuille peut se comparer à un fonds indiciel dans la mesure où peu ou pas de transactions sont effectuées à l'intérieur de ces fonds ou que ces transactions n'ont pas vraiment d'influence sur la composition de l'indice. Alors, ce modèle est idéal pour trouver les différentes expositions aux risques d'un fonds indiciel ou tout autre fonds ne changeant pas ses pondérations du tout au tout fréquemment. Il ne faut pas oublier que notre méthode de rebalancement est extrême, car à plusieurs reprises dans l'échantillon, un indice peut passer d'une pondération de 5 % à pondération de 30 % à l'intérieur d'un portefeuille lors du rebalancement. De plus, ces pondérations peuvent varier sans qu'il y ait eu de changement majeur dans nos variables conditionnelles. En réalité, il est assez rare de voir un gestionnaire changer aussi radicalement ces pondérations. Alors, dans ces conditions, le modèle RBBSA incluant des variables macro-économiques significatives dans notre étude apporte une plus value considérable contrairement au modèle traditionnel. Par contre, l'augmentation de la précision du modèle VSE n'est pas jugée significative comparativement au modèle traditionnel et ce, avec un niveau de confiance de 95 %. Toutefois, lorsqu'on utilise des données mensuelles, le modèle VSE est celui qui est le plus efficace. Voyons maintenant ce qui se passe si on utilise des données quotidiennes.

Tableau 9
Analyse de la performance
des modèles

Le tableau 9 présente la moyenne des écarts en valeur absolus entre les pondérations réelles de nos portefeuilles simulés et ceux obtenus de nos régressions en utilisant des données mensuelles pour notre gestionnaire d'actions américaines. De plus, on peut observer l'écart type des écarts absolus moyens pour chacun des portefeuilles. Les quatre modèles étant : le modèle traditionnel, le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques utilisées dans la littérature (VUL), le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significatives dans la littérature (VSL) et le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significatives dans notre étude (VSE). Le portefeuille 1 (p1) est celui sans rebalancement (SR), les portefeuilles 2 à 5 (p2, p3, p4, p5) sont ceux construits à l'aide de l'espérance de rendement (ER) et les portefeuilles 6 à 9 (p6, p7, p8, p9) ont été rebalancés selon les rendements réalisés (RR). De plus, les portefeuilles 2, 3, 4, 5 et 6, 7, 8, 9 sont respectivement ceux balancés mensuellement, trimestriellement, semestriellement et annuellement. Par exemple, le portefeuille 3 (p3) a été rebalancé selon l'espérance de rendement et ce, à tous les trois mois. Les régressions portent sur une période de 144 mois utilisant un historique de 180 mois (15 ans) et se déroule du 1^{er} janvier 1983 au 31 décembre 2009. Les données sont exprimées en pourcentage (%).

Gestionnaire d'actions américaines								
Données mensuelles								
	Traditionnel		VUL		VSL		VSE	
	Moyenne	σ	Moyenne	σ	Moyenne	σ	Moyenne	σ
P1 (SR)	3,17	2,00	3,34	2,75	3,13	2,63	2,88	2,45
p2 (ER mensuel)	6,97	5,35	7,88	8,59	7,67	6,62	5,77	4,53
p3 (ER trimestriel)	6,53	5,26	8,30	10,80	6,75	5,73	5,59	4,17
p4 (ER semestriel)	6,47	5,16	8,96	10,80	6,74	5,98	5,96	4,21
p5 (ER annuel)	6,85	5,23	8,55	8,23	7,58	5,57	6,00	4,21
p6 (RR mensuel)	7,80	5,08	24,45	19,41	10,75	7,74	8,89	5,88
p7 (RR trimestriel)	8,80	5,74	22,75	17,86	10,78	8,16	8,63	5,78
p8 (RR semestriel)	8,34	5,90	17,70	19,42	11,58	8,44	8,36	5,47
p9 (RR annuel)	8,53	6,15	21,68	20,91	8,10	19,93	8,33	5,35
Moyenne	7,05	5,10	13,74	13,20	8,12	7,87	6,71	4,67

5.3.1.2 Donnée quotidienne

Nous vérifions maintenant si la fréquence des données a un impact significatif, lorsqu'utilisée avec le modèle RBSA de Sharpe (1992). Nous voyons au tableau 10 les résultats pour tous les modèles et pour toutes les fréquences de rebalancement. Dans la littérature, aucune fréquence ne fait l'unanimité, bien au contraire. En fait, beaucoup de gens croient que les données quotidiennes contiennent trop de bruit et qu'il est alors impossible de faire une bonne prévision avec celles-ci. Ces auteurs se basent sur le fait que les variations des rendements quotidiens ne sont pas toujours liées aux données économiques, mais au fait que les investisseurs peuvent être irrationnels. Par exemple, lors de la dernière crise boursière (2007-2008), il n'était pas rare de voir des rendements positifs très élevés un jour et très négatifs le lendemain et ce, sans changement dans les données macro-économiques. Par contre, d'autres personnes croient que l'augmentation de la fréquence de données est une bonne chose due à l'augmentation du nombre de données utilisées lors des calculs, ce qui se traduit normalement par une meilleure précision. Donc, ceux-ci seront en mesure de capter plus rapidement les changements de tendances contrairement aux données mensuelles où cette nouvelle tendance peut être beaucoup plus longue à capter. Par exemple, dans notre étude, lorsque l'on rebalance mensuellement, les données quotidiennes auront, en moyenne, 22 données (jours ouvrables) de plus afin de détecter le changement de pondération contrairement à une seule lors de l'utilisation de données mensuelles. De plus, on peut rappeler rapidement l'étude de Hardy (2003) qui avait étudié un fonds ayant changé rapidement ses pondérations et ses résultats confirmaient que les données quotidiennes étaient plus efficaces dans ce type de situation. Dans notre étude, nous effectuons des changements majeurs dans la mesure où les pondérations sont établies entre 5 % et 30 %. Donc, selon l'étude de Hardy (2003), notre modèle RBSA devrait donner de meilleurs résultats lorsque calculé à l'aide de données quotidiennes.

Premièrement, le modèle traditionnel termine au dernier rang au niveau de la précision. Ce dernier a un résidu moyen et un écart type respectivement de 6,90 % et 4,62 %. En fait, la moyenne des écarts de prévision est de 0.15 % inférieur à celle obtenue avec des données mensuelles avec un écart type inférieur de 0.48 %. On obtient donc une meilleure prévision des pondérations finales et ce, avec une moins grande volatilité des résultats. Encore une fois, la méthode ER obtient de meilleurs résultats que la méthode RR, mais l'écart entre les deux est moins important. Six des neuf portefeuilles analysés obtiennent de meilleurs résultats avec les

données quotidiennes. Par contre, avec le test d'hypothèse servant à comparer deux moyennes, nous pouvons affirmer à 95 % que l'augmentation de la fréquence des données ne donne pas des résidus significativement supérieurs à ceux obtenus avec des données mensuelles (voir annexe 7.3 pour les calculs). Pour ce qui est de la distribution des résultats dans les fréquences de rebalancement, aucune tendance ne se dégage comme on a obtenu avec les données mensuelles.

Deuxièmement, le modèle VUL obtient de meilleurs résultats que le modèle traditionnel avec une plus value de 0,72 % sur l'écart de prévision. En fait, ce modèle termine au premier rang au niveau de la précision, mais ce avec l'écart type le plus élevé. Ce résultat contraste énormément avec ceux obtenus avec des données mensuelles où le modèle VUL a terminé loin derrière les autres modèles. Le modèle VUL est celui qui obtient la plus grande augmentation de la précision due à l'augmentation de la fréquence des données utilisées. En fait, on remarque une augmentation de 7.56 % au niveau de la précision et une diminution de 8.52 % au niveau de l'écart type. L'augmentation du nombre de variables conditionnelles améliore la précision des résultats et diminue la volatilité de ceux-ci, lorsqu'utilisée avec des données quotidiennes. L'augmentation de la précision peut s'expliquer par le fait que les nombreuses variables macro-économiques (43) ont davantage de données afin de déterminer la pondération de fin de mois. En fait, les coefficients sont moins volatiles étant donné qu'il y a, en moyenne, 22 données (jours ouvrables) de plus afin de s'adapter aux changements majeurs de pondération. En conclusion, l'augmentation de la précision du modèle VUL comparativement au non conditionnel est assez importante pour accepter une plus grande volatilité dans nos résultats. Au niveau de la fréquence des données, nous pouvons affirmer à 95 % que l'augmentation du nombre de données apporte des résidus significativement supérieurs à ceux obtenus avec des données mensuelles.

Troisièmement, le modèle VSL termine au deuxième rang au niveau de la précision et au troisième rang pour la volatilité. Ce dernier voit ses résidus moyens diminués de 1.87 % et l'écart type de ceux-ci diminue pour sa part de 2.15 %. Ce modèle conditionnel a une plus value de 0.65 % comparativement au modèle traditionnel, mais une plus-value négative de 0.07 sur le modèle VUL. En fait, les résultats du modèle VSL et VUL sont assez semblables tant au niveau de la précision qu'au niveau de l'écart type. On remarque que la méthode RR obtient encore une fois des résidus moyens plus élevés que la méthode ER. De plus, on ne voit aucune tendance

dans les résultats vis-à-vis les fréquences de rebalancement tout comme on avait observé avec les données mensuelles. Mis à part l'amélioration des résultats, les données quotidiennes n'ont apporté aucun changement dans la distribution des résidus. Par contre, nous pouvons affirmer à 95 % que l'augmentation de la fréquence des données ne donne pas des résidus significativement supérieurs à ceux obtenus avec des données mensuelles. En résumé, le modèle obtient un écart de prévision et un écart type légèrement supérieur à celui du modèle VUL. Par conséquent, le modèle conditionnel utilisant des variables utilisées dans la littérature est celui privilégié comparativement aux deux autres modèles.

Finalement, le modèle VSE termine au troisième rang au niveau de la précision. Pour ce qui est de l'écart type, il est légèrement inférieur à celui des autres modèles. En fait, le modèle VSE l'emporte seulement pour un portefeuille contrairement à sept avec les données mensuelles. Les données quotidiennes ont créé une augmentation de 0.41 % au niveau de la précision des résultats et une diminution de 0,35 % au niveau de l'écart type. L'augmentation de la précision est inférieure à celle obtenue par les autres modèles conditionnels, ce qui laisse croire que l'augmentation du nombre de données favorise les modèles ayant plus de coefficients. On remarque tout de même que huit portefeuilles sur neuf ont obtenu de meilleurs résultats avec les données quotidiennes pour notre modèle VSE. Par contre, malgré l'amélioration des résultats, nous ne pouvons affirmer que les données quotidiennes donnent des résultats significativement meilleurs que les données mensuelles et ce, à 95 %. En résumé, le modèle VSE obtient des résultats inférieurs au modèle VUL au niveau de la précision, mais ce avec écart type moins élevé. De plus, il ne faut pas oublier que ce modèle requiert davantage de manipulations afin de déterminer les variables significatives, ce qui augmente légèrement la complexité d'utilisation du modèle.

En conclusion, il est très difficile de déterminer le modèle gagnant dans la mesure où il faut déterminer si l'augmentation de la précision du modèle VUL compense son écart type plus élevé vis-à-vis le modèle VSE. Nous optons finalement pour le modèle VSE car lorsqu'on analyse les résultats par méthode de rebalancement, on remarque que le modèle VUL est bien plus précis seulement pour la méthode ER que le modèle VSE. Rappelons que ce portefeuille a été construit selon l'espérance de rendement incluant toutes les variables macro-économiques du modèle VUL, ce qui crée un biais favorable à celui-ci. Donc, en analysant seulement les portefeuilles RR, le modèle VSE l'emporte facilement en étant plus précis et moins volatile pour les quatre

portefeuilles. Les trois modèles conditionnels performant mieux que le traditionnel mais les écarts entre ces derniers sont faibles et non significativement supérieurs au modèle traditionnel et ce, avec un niveau de confiance de 95 %.

Tableau 10
Analyse de la performance
des modèles

Le tableau 10 présente la moyenne des écarts en valeur absolus entre les pondérations réelles de nos portefeuilles simulés et ceux obtenus de nos régressions en utilisant des données quotidiennes pour notre gestionnaire d'actions américaines. De plus, on peut observer l'écart type des écarts absolus moyens pour chacun des portefeuilles. Les quatre modèles étant : le modèle traditionnel, le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques utilisées dans la littérature (VUL), le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significatives dans la littérature (VSL) et le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significatives dans notre étude (VSE). Le portefeuille 1 (p1) est celui sans rebalancement, les portefeuilles 2 à 5 (p2, p3, p4, p5) sont ceux construits à l'aide de l'espérance de rendement (ER) et les portefeuilles 6 à 9 (p6, p7, p8, p9) ont été rebalancés selon les rendements réalisés (RR). De plus, les portefeuilles 2, 3, 4, 5 et 6, 7, 8, 9 sont respectivement ceux balancés mensuellement, trimestriellement, semestriellement et annuellement. Par exemple, le portefeuille 3 (p3) a été rebalancé selon l'espérance de rendement et ce, à tous les trois mois. Les régressions portent sur une période de 3019 jours (12 ans) utilisant un historique de 3793 jours (15 ans) et se déroule du 1^{er} janvier 1983 au 31 décembre 2009. Les données sont exprimées en pourcentage (%).

Gestionnaire d'actions américaines Données quotidiennes								
	Traditionnel		VUL		VSL		VSE	
	Moyenne	σ	Moyenne	σ	Moyenne	σ	Moyenne	σ
P1 (SR)	2,53	1,85	1,63	1,17	1,92	1,34	2,32	1,55
p2 (ER mensuel)	6,53	4,50	4,57	3,74	5,76	3,97	5,61	3,80
p3 (ER trimestriel)	6,48	4,69	4,43	3,46	5,61	4,04	5,44	3,91
p4 (ER semestriel)	6,51	4,92	4,26	3,39	5,26	4,07	5,08	3,74
p5 (ER annuel)	7,94	5,44	7,67	5,80	7,22	6,06	7,54	5,36
p6 (RR mensuel)	8,06	4,74	8,34	5,78	7,80	5,15	7,96	4,83
p7 (RR trimestriel)	8,13	5,03	8,74	6,66	8,16	5,83	7,85	5,22
p8 (RR semestriel)	7,98	4,98	8,32	6,30	7,28	5,44	7,34	5,08
p9 (RR annuel)	7,94	5,44	7,67	5,79	7,22	6,06	7,55	5,36
Moyenne	6,90	4,62	6,18	4,68	6,25	4,66	6,30	4,32

5.3.1.3 Comparaison entre les fréquences de rebalancement

La fréquence des données quotidiennes a surclassé la fréquence de données mensuelles. En fait, la moyenne d'augmentation de la précision est de 4.03 % alors que la diminution de l'écart type est de 3.35 %. En fait, seulement 4 des 36 portefeuilles analysés obtiennent de meilleurs résultats lorsqu'analysés avec des données mensuelles. Cette augmentation est significative à 95 %, ce qui signifie qu'utiliser des données quotidiennes augmente la précision de notre modèle avec notre gestionnaire américain. Par contre, il faut comprendre que ce résultat est en grande partie dû au modèle VUL, car sans lui, on ne peut dire que l'augmentation est significative. De plus, les données quotidiennes ont des écarts maximums de loin inférieurs à ceux obtenus avec des données mensuelles, ce qui augmente l'attrait de cette fréquence de données. Il aurait été intéressant d'analyser également des données hebdomadaires dans la mesure où celles-ci semblent être un compromis entre l'augmentation du nombre de données utilisées et le bruit que crée cette augmentation. Nous croyons que les données quotidiennes sont en mesure de capter plus rapidement les changements de tendances à l'intérieur d'un fonds, comme l'avait mentionné Hardy (2003). De plus, ces résultats concordent avec Bollen et Busse (2001) qui affirmaient que les données quotidiennes estiment de façon plus précise la variation dans le temps du risque systématique que les données mensuelles. Par contre, il faut être conscient que notre portefeuille 1 n'est pas rebalancé et que celui-ci obtient également de meilleurs résultats avec les données quotidiennes. Ce qui signifie que ce ne sont pas seulement les portefeuilles changeant rapidement de pondérations qui sont avantagés par l'utilisation des données quotidiennes.

En conclusion, nous optons pour l'utilisation du modèle VSE avec des données quotidiennes pour notre gestionnaire d'actions américaines. On validera nos résultats avec ceux obtenus avec notre gestionnaire balancé afin de confirmer ou infirmer nos présents résultats.

5.3.2 Gestionnaire balancé

5.3.2.1 Donnée mensuelle

Il est maintenant le temps d'analyser notre gestionnaire balancé qui diffère du gestionnaire d'actions américaines par le fait qu'il investit dans le domaine obligataire. Il sera intéressant de vérifier si la composition du portefeuille a un impact sur les résultats de nos modèles. On peut voir les résultats obtenus par ce gestionnaire pour les données mensuelles au tableau 11.

Pour l'analyse des résultats, nous débuterons avec le modèle traditionnel afin de pouvoir le comparer plus facilement avec les modèles conditionnels. Les résidus moyens de notre modèle non conditionnel sont de 8,69 % avec un écart type de 5,55 %. Ce modèle termine au deuxième rang au niveau de la précision, légèrement derrière le modèle VSE. En fait, le modèle traditionnel l'emporte sur 5 des 9 portefeuilles simulés. On peut voir pour les portefeuilles ER que la fréquence de rebalancement est positivement corrélée à l'erreur de prévision contrairement au portefeuille RR où aucune tendance n'est détectée. Analysons maintenant les modèles conditionnels afin de pouvoir comparer les résultats de chacun.

Notre modèle ayant obtenu les pires résultats est le modèle VUL qui a obtenu un résidu moyen de 15,22 %. En fait, ce dernier obtient un résidu moyen et un écart type plus élevé de 6,53 % et 8,29 % respectivement, contrairement au modèle non conditionnel. Comme mentionné précédemment avec notre gestionnaire d'actions américaines, il n'est pas surprenant de voir ce modèle terminer au dernier rang dans la mesure où ce dernier est surspécifié et que la plupart des variables utilisées ne sont pas significatives dans notre étude. On observe la même répartition des résultats au niveau de la fréquence de rebalancement que celle obtenue pour notre modèle traditionnel dans la mesure où cette fréquence est positivement corrélée à l'erreur de prévision pour les portefeuilles du groupe ER. Donc, plus la fréquence de rebalancement est élevée, plus les résidus moyens le sont. Nous pouvons affirmer que le modèle conditionnel VUL est inadéquat pour mesurer l'exposition aux styles de notre gestionnaire d'actions américaines avec des données mensuelles. De plus, ce modèle est significativement moins performant que le modèle traditionnel et ce avec un niveau de confiance de 95 %.

Le modèle terminant au troisième rang est le modèle VSL. Ce dernier obtient un résidu moyen de 9,18 % avec un écart type de 6,38 %. Celui-ci a une plus-value négative de 0,49 % au niveau

de la précision et de 0,83 % au niveau de l'écart type. On observe encore une fois la même tendance au niveau de la fréquence de rebalancement pour les portefeuilles RR, mais différente pour le groupe ER. En fait, ces portefeuilles obtiennent une tendance inverse dans le sens où plus un portefeuille est rebalancé fréquemment, plus celui-ci obtient de meilleurs résultats. Ceci peut s'expliquer par le fait que les rendements réalisés durant une année complète ne reflètent pas nécessairement les rendements d'un mois en particulier ainsi que les données macro-économiques qui s'y rattachent. Ces résultats sont décevants, car le choix de nos variables conditionnelles pour ce modèle proviennent des études de Ferson et Harvey(1999), Ferson et Shadt (1996) et Ferson et Quian (2004) et ces variables ont été jugées significatives dans l'explication du rendement et pourtant ceux-ci n'apportent aucune plus value dans notre étude. Par contre, il faut mentionner que certaines de ces variables ne sont pas significatives dans notre étude comme l'écart de crédit des entreprises et la convexité pour les quatre indices d'actions. Donc, parmi les trois modèles analysés pour l'instant, le modèle non conditionnel est celui préféré.

Passons maintenant au modèle ayant terminé au premier rang pour notre gestionnaire d'actions américaines et ayant les meilleurs résultats parmi les modèles conditionnels pour ce gestionnaire. Ce dernier obtient un résidu moyen de 8,64 % et un écart type de 5,90 %. Ces résultats représentent une augmentation de la précision de 0,05 %. Contrairement à ce qu'on avait vu avec notre gestionnaire d'actions américaines, les méthodes ER et RR obtiennent des résultats semblables. De plus, aucune tendance ne se dégage au niveau de la fréquence de rebalancement pour nos deux méthodes. Le modèle VSE obtient le meilleur résultat pour le portefeuille sans rebalancement. Au total, ce modèle conditionnel l'emporte pour quatre des neuf portefeuilles. En fait, les cinq autres portefeuilles ont été remportés par le modèle traditionnel.

En résumé, le modèle traditionnel et le modèle conditionnel obtiennent des résultats assez identiques pour notre gestionnaire balancé avec des données mensuelles. En fait, aucun des deux modèles ne se démarque et ne pouvons conclure qu'un modèle est significativement supérieur à l'autre.

Nous analyserons les modèles avec les données quotidiennes et par la suite, nous comparerons nos résultats avec ceux du gestionnaire d'actions américaines et on tentera d'expliquer ceux-ci.

Tableau 11
Analyse de la performance
des modèles

Le tableau 11 présente la moyenne des écarts en valeur absolus entre les pondérations réelles de nos portefeuilles simulés et ceux obtenus de nos régressions en utilisant des données mensuelles pour notre gestionnaire balancé. De plus, on peut observer l'écart type des écarts absolus moyens pour chacun des portefeuilles. Les quatre modèles étant : le modèle traditionnel, le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques utilisées dans la littérature (VUL), le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significatives dans la littérature (VSL) et le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significatives dans notre étude (VSE). Le portefeuille 1 (p1) est celui sans rebalancement, les portefeuilles 2 à 5 (p2, p3, p4, p5) sont ceux construits à l'aide de l'espérance de rendement (ER) et les portefeuilles 6 à 9 (p6, p7, p8, p9) ont été rebalancés selon les rendements réalisés (RR). De plus, les portefeuilles 2, 3, 4, 5 et 6, 7, 8, 9 sont respectivement ceux balancés mensuellement, trimestriellement, semestriellement et annuellement. Par exemple, le portefeuille 3 (p3) a été rebalancé selon l'espérance de rendement et ce, à tous les trois mois. Les régressions portent sur une période de 144 mois utilisant un historique de 180 mois (15 ans) et se déroule du 1^{er} janvier 1983 au 31 décembre 2009. Les données sont exprimées en pourcentage (%).

Gestionnaire Balancé								
Données mensuelles								
	<i>Traditionnel</i>		<i>VUL</i>		<i>VSL</i>		<i>VSE</i>	
	Moyenne	σ	Moyenne	σ	Moyenne	σ	Moyenne	σ
P1 (SR)	4,19	2,06	3,49	3,66	3,74	2,43	3,37	2,13
p2 (ER mensuel)	10,14	5,88	19,74	16,26	10,38	6,72	8,77	5,29
p3 (ER trimestriel)	9,66	5,51	16,45	17,71	9,92	6,79	8,52	5,46
p4 (ER semestriel)	9,17	5,76	13,99	14,42	9,74	6,55	9,06	6,16
p5 (ER annuel)	8,75	6,10	13,36	11,60	9,41	6,44	9,27	6,95
p6 (RR mensuel)	8,09	5,34	18,17	17,12	8,53	5,72	8,33	5,37
p7 (RR trimestriel)	9,30	5,72	16,42	14,59	9,69	7,08	9,80	6,69
p8 (RR semestriel)	10,33	7,25	17,94	13,95	10,70	7,86	10,77	7,69
p9 (RR annuel)	8,58	6,35	17,40	15,25	10,51	7,83	9,85	7,35
Moyenne	8,69	5,55	15,22	13,84	9,18	6,38	8,64	5,90

5.3.2.2 Donnée quotidienne

À l'aide des données quotidiennes, tous nos modèles obtiennent, en moyenne, des résidus moyens inférieurs. On peut voir les résultats obtenus par le gestionnaire balancé pour les données quotidiennes au tableau 12. Premièrement, le modèle traditionnel termine au dernier rang au niveau de la précision. En fait, on peut voir que le modèle non conditionnel obtient les meilleurs résultats pour trois portefeuilles inclus dans la méthode de rebalancement RR. Toutefois, il ne faut pas oublier que la méthode de composition des portefeuilles ER avantage les modèles conditionnels. Les mêmes variables sont utilisées pour la composition du portefeuille et pour aider à trouver les pondérations finales. Même si ces variables sont décalées d'une période, celles-ci devraient avoir un impact favorable sur nos modèles conditionnels. Les données quotidiennes pour le modèle traditionnel augmentent la précision de 1,57 % et diminuent l'écart type de 0,94 %. Celles-ci ont apporté une plus value et on peut affirmer qu'elles sont significativement supérieures aux données mensuelles avec un niveau de confiance de 95 % (voir calcul en annexe 7.3).

Deuxièmement, le modèle VUL obtient la plus-value la plus élevée parmi tous les modèles. Ce dernier augmente sa précision de 8,37 % et diminue son écart type de 8,56 %. On observe les mêmes tendances que l'on a obtenues avec les données mensuelles tant au niveau de la fréquence qu'au niveau de la méthode de rebalancement. On remarque que le portefeuille 5, qui est celui rebalancé annuellement selon l'espérance de rendement, obtient un résidu moyen près du double des autres portefeuilles du groupe ER. Il est difficile d'expliquer ce type de résultats qui se répercutent particulièrement pour les modèles VSL et VUL. Il serait intéressant de pousser davantage l'analyse de cette problématique dans une future recherche. Tous les portefeuilles utilisant les données quotidiennes ont surperformé par rapport à ceux utilisant les données mensuelles. Comme on a pu le constater avec le gestionnaire d'actions américaines, l'augmentation de l'échantillon utilisé lors des régressions tend à avantager les modèles ayant plus de coefficients à estimer. Nous pouvons affirmer à 95 % que les données quotidiennes donnent des résultats significativement supérieurs à ceux obtenus avec des données mensuelles.

Troisièmement, le modèle VSL a vu la précision de ces résultats augmentée de 2,19 % avec une diminution de son écart type de 1,48 %. Tous les portefeuilles quotidiens sont supérieurs aux portefeuilles mensuels. Comparativement au modèle VUL, le modèle VSL a une moins-value de 0,14 % pour la précision, mais avec un écart type moins élevé de 0,38 %. Donc, l'augmentation

de la complexité de notre modèle n'apporte, à première vue, aucune plus-value tant au niveau mensuel que quotidien. Les données mensuelles obtiennent un résidu moyen supérieur de 2,28 % avec un écart type supérieur 1,48 % comparativement aux données quotidiennes. Nous pouvons affirmer à 95 % que les données quotidiennes donnent des résultats significativement supérieurs à ceux obtenus avec des données mensuelles. De plus, le modèle VSL ne remporte aucun des neuf portefeuilles analysés avec les données quotidiennes.

Finalement, les données quotidiennes ont apporté au modèle VSE une augmentation de la précision de 1,49 % et son écart type a diminué de 0,91 %. Huit des neuf portefeuilles quotidiens ont battu les portefeuilles mensuels. Seul le portefeuille 6 a obtenu de meilleurs résultats avec les données mensuelles. Le modèle VSE a une plus value négative de 0.03 % pour la moyenne des résidus et de 0,38 % pour l'écart type comparativement au modèle traditionnel. Nous obtenons les mêmes types de résultats que ceux obtenus avec notre gestionnaire d'actions américaines dans la mesure où le modèle VSE termine au premier rang avec les données mensuelles et au dernier rang avec les données quotidiennes au niveau de la précision comparativement aux deux autres modèles conditionnels. Ce modèle ne remporte qu'un portefeuille parmi les neuf étudiés avec les données quotidiennes. En conclusion, le modèle VSE obtient un résidu moyen semblable à celui traditionnel, nous ne pouvons donc pas les départager.

En conclusion, nous faisons face au même dilemme qu'avec notre gestionnaire d'action américaine, car nous devons déterminer si l'augmentation de la précision du modèle VUL compense pour son écart type plus élevé comparativement au modèle traditionnel. Rappelons que ce dernier obtient un résidu moyen plus élevé de 0,27 %, mais ce avec un écart type inférieur de 0,67 % versus le modèle VUL. Pour notre gestionnaire balancé, nous optons pour le modèle VUL, car nous croyons que l'augmentation de la précision est plus importante que l'augmentation de l'écart type. Par contre, aucun de nos portefeuilles conditionnels n'est significativement supérieur au modèle traditionnel.

Tableau 12
Analyse de la performance
des modèles

Le tableau 12 présente la moyenne des écarts en valeur absolus entre les pondérations réelles de nos portefeuilles simulés et ceux obtenus de nos régressions en utilisant des données quotidiennes pour notre gestionnaire balancé. De plus, on peut observer l'écart type des écarts absolus moyens pour chacun des portefeuilles. Les quatre modèles étant : le modèle traditionnel, le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques utilisées dans la littérature (VUL), le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significatives dans la littérature (VSL) et le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significatives dans notre étude (VSE). Le portefeuille 1 (p1) est celui sans rebalancement, les portefeuilles 2 à 5 (p2, p3, p4, p5) sont ceux construits à l'aide de l'espérance de rendement (ER) et les portefeuilles 6 à 9 (p6, p7, p8, p9) ont été rebalancés selon les rendements réalisés (RR). De plus, les portefeuilles 2, 3, 4, 5 et 6, 7, 8, 9 sont respectivement ceux balancés mensuellement, trimestriellement, semestriellement et annuellement. Par exemple, le portefeuille 3 (p3) a été rebalancé selon l'espérance de rendement et ce, à tous les trois mois. Les régressions portent sur une période de 3019 jours (12 ans) utilisant un historique de 3793 jours (15 ans) et se déroule du 1^{er} janvier 1983 au 31 décembre 2009. Les données sont exprimées en pourcentage (%).

Gestionnaire Balancé Données quotidiennes								
	<i>Traditionnel</i>		<i>VUL</i>		<i>VSL</i>		<i>VSE</i>	
	Moyenne	σ	Moyenne	σ	Moyenne	σ	Moyenne	σ
P1 (SR)	3,76	2,00	2,20	1,78	3,18	1,98	3,17	1,81
p2 (ER mensuel)	6,76	4,11	5,09	4,07	6,25	4,28	6,40	4,45
p3 (ER trimestriel)	6,47	4,34	4,39	3,28	5,72	4,03	6,17	4,33
p4 (ER semestriel)	6,20	4,50	4,39	3,47	5,46	3,90	6,21	4,66
p5 (ER annuel)	7,25	4,54	9,11	6,35	6,86	4,38	6,71	4,40
p6 (RR mensuel)	7,71	4,97	8,54	6,20	8,25	5,83	8,48	5,99
p7 (RR trimestriel)	8,16	5,25	10,30	7,32	8,88	6,23	8,85	6,20
p8 (RR semestriel)	8,71	5,79	9,58	9,32	9,24	6,84	9,13	6,56
p9 (RR annuel)	9,04	5,99	8,01	5,71	9,12	6,60	9,22	6,50
Moyenne	7,12	4,61	6,85	5,28	6,99	4,90	7,15	4,99

5.3.2.3 Comparaison entre les fréquences de rebalancement

La fréquence quotidienne aide à la précision de nos modèles. En moyenne, les données quotidiennes obtiennent un résidu moyen de 7,01 % contrairement à 10,43 % pour les données mensuelles. En terme relatif, cette augmentation de la précision est de 32,81 % avec un écart type réduit de 37,82 %. Nous pouvons affirmer à 95 % que les données quotidiennes aident significativement la précision de nos modèles. En fait sur les 36 portefeuilles analysés (9 portefeuilles X 4 modèles), les données mensuelles ne l'emportent que 2 fois. Nous croyons que les données quotidiennes ont plus de facilité à capter les changements de pondérations dans nos indices. Il ne faut jamais oublier que ces rebalancements sont majeurs et qu'il est difficile pour un modèle de détecter une tendance alors que les pondérations fluctuent autant. Alors, lorsque l'on a des données quotidiennes, le modèle possède plus d'information afin de détecter ses changements plus rapidement. Par contre, comme mentionné pour le gestionnaire d'actions américaines, le portefeuille 1 obtient également de meilleurs résultats alors que ce dernier n'est jamais rebalancé. En résumé, nous optons pour l'utilisation de données quotidiennes pour notre gestionnaire d'actions balancé.

5.4 Comparaison des résultats entre les deux fréquences de rebalancement

On sait d'ores et déjà que l'utilisation de données quotidiennes améliore de façon significative nos résultats. En fait, en moyenne, tous nos modèles obtiennent une plus value positive avec les données journalières. Rappelons que Hardy (2003) avait mentionné que les données quotidiennes avaient plus de facilité à détecter les changements brusques de pondérations à l'intérieur d'un fonds. Donc, en plus de confirmer ces dires, nous pouvons affirmer qu'elles augmentent également la précision pour les portefeuilles où aucun rebalancement n'est effectué. Par contre, cette augmentation de la précision est moins élevée comparativement aux portefeuilles où il y a eu des rebalancements. L'augmentation de la précision est également plus importante pour nos modèles conditionnels. En fait, la moyenne d'augmentation de précisions pour les deux gestionnaires est de 0,86 % pour le modèle traditionnel comparativement à 7,97 %, 2,03 % et 0,95 % respectivement pour le modèle VUL, VSL et VSE. On remarque donc que les données quotidiennes ont plus d'impact lorsque le modèle contient davantage de variables. Dans l'ensemble, seulement six portefeuilles sur les 72 analysés obtiennent de meilleurs résultats lorsqu'analysés avec des données mensuelles. En fait, quatre de ces six portefeuilles proviennent du modèle traditionnel, ce qui confirme que les données quotidiennes

ont davantage d'impact avec les modèles conditionnels. De plus, les deux portefeuilles restants sont l'œuvre du modèle VSE qui contient le moins de coefficients à estimer parmi les modèles conditionnels. Également, les données quotidiennes diminuent l'écart type de nos résidus de 3,14 % et 2,97 % respectivement pour notre gestionnaire d'actions américaines et notre gestionnaire balancé. Par contre, le seul inconvénient est que les données quotidiennes ne sont pas toujours disponibles ou que l'on ne possède pas un historique aussi long que celles mensuelles. Par exemple, notre étude débute le 1^{er} janvier 1983 étant donné que plusieurs de nos données macro-économiques n'étaient pas disponibles avant cette date.

6 Conclusion

Dans cette recherche, notre objectif était de déterminer si le modèle RBSA de Sharpe (1992) incluant des variables conditionnelles apportait une plus-value comparativement au modèle traditionnel. Pour ce faire, nous avons créé des portefeuilles fictifs que nous avons manipulés selon plusieurs hypothèses. Premièrement, nous avons un portefeuille sans rebalancement où les pondérations de ces indices fluctuaient seulement avec les rendements de ces derniers. Deuxièmement, nous avons rebalancé nos portefeuilles selon différentes hypothèses et selon différentes fréquences. Les hypothèses de rebalancement étaient basées soit sur le rendement réalisé, soit sur le rendement espéré. Pour ce qui est de la fréquence, elle était soit mensuelle, trimestrielle, semestrielle ou annuelle. Donc, nous avons neuf portefeuilles au total afin de déterminer quel modèle est le plus efficace et dans quel contexte il l'est. De plus, nous avons voulu déterminer si la composition de nos portefeuilles avait un impact sur nos résultats. Donc, nous avons créé deux gestionnaires. L'un d'eux ne détenait que des actions américaines alors que l'autre investissait dans les actions et les obligations. Également, on avait comme objectif de déterminer si la fréquence des données avait un impact sur les modèles. Nous avons donc utilisé des données mensuelles et quotidiennes. Chaque modèle a 36 portefeuilles (9 portefeuilles X 2 fréquences de données X 2 gestionnaires) au total afin de déterminer sa précision.

Rappelons que le modèle RBSA sert à déterminer l'exposition du fonds à divers facteurs de risque. Il est important d'avoir un modèle qui sera en mesure de bien détecter les risques auxquels fait face dans la mesure où DiBartolomeo et Witkoski (1997) ont montré que près de 40 % des fonds sont mal définis. Donc, notre objectif ultime est d'avoir un modèle qui élimine la problématique de la définition d'un fonds. Voyons maintenant nos conclusions après l'analyse des résultats.

Premièrement, on a remarqué que les données quotidiennes aident grandement tous nos modèles. De plus, cette fréquence de données affecte davantage les modèles conditionnels contenant le plus de variables. Notre modèle VUL avait obtenu les pires résultats avec les données mensuelles et celui-ci a obtenu les meilleurs résultats avec les données quotidiennes et ce, pour nos deux gestionnaires. Notre conclusion concorde avec celle obtenue de Hardy (2003), Busse (2001), Goetzmann, Ingersoll, et Ivkovic (2000) et Bollen et Busse (2001) qui ont tous démontré la supériorité d'une paramétrisation avec des données quotidiennes.

Deuxièmement, la fréquence de rebalancement ne semble avoir aucun impact sur nos résultats. Il est arrivé fréquemment que notre portefeuille rebalancé mensuellement obtienne de meilleurs résultats que celui rebalancé annuellement. Donc, on conclut qu'il est aussi difficile pour un modèle de modéliser des changements importants plus fréquents que des changements importants moins fréquents.

Troisièmement, le choix du modèle le plus efficace reste ambigu. Le modèle VSE l'emporte pour le gestionnaire d'actions américaines alors que le modèle VUL l'emporte pour le gestionnaire balancé. Rappelons que le nombre de facteurs choisis nuit davantage au modèle conditionnel. Selon Hardy (2003), le modèle RBSA est efficace si le nombre d'indices est de six et moins. De plus, Lobosco et Rekenhaller (1997) ont montré que la diminution du nombre de facteurs peut être très bénéfique pour la robustesse des résultats. Donc, en plus de ces six indices, les modèles conditionnels incluaient les variables macro-économiques. Par exemple, le modèle VUL (le modèle conditionnel utilisant les variables utilisées dans la littérature) inclut 6 variables conditionnelles et une constante pour chacun des indices. Donc, au total ce modèle incluait 43 variables (incluant la constante). Donc, en limitant ce modèle à 3 ou 4 indices, cela aurait un impact énorme sur le nombre total de variables et devrait augmenter du même coup la précision des résultats. Au départ, nous voulions avoir deux gestionnaires ayant le même nombre d'indices afin de faciliter la comparaison entre ceux-ci et c'est pour cette raison que nous avons choisi six indices. Par contre, je crois que cela a nuit à nos modèles conditionnels et affecte donc nos conclusions.

En conclusion, lorsque vous analysez un fonds de placement n'incluant que des actions, le modèle VSE avec les données quotidiennes donnera les meilleurs résultats. Mais, si votre fonds inclut des obligations, vous devriez opter pour le modèle VUL encore une fois avec les données quotidiennes. Par contre, il serait intéressant de rappeler qu'aucun modèle conditionnel n'est significativement plus performant que le modèle traditionnel et ce peu importe la fréquence de données utilisées.

Dans le futur, il serait intéressant de tester un modèle ayant moins de facteurs tout en utilisant les données quotidiennes. De plus, il serait intéressant de tester des données hebdomadaires, car celles-ci semblent être un compromis entre l'augmentation des données et les bruits que celles-ci comportent. Il serait également intéressant de contraindre davantage notre modèle afin d'augmenter la précision de celui-ci. Par exemple, dans notre étude, nous savions que nos

gestionnaires ne vendaient pas à découvert les indices et que les rebalancements étaient faits entre 5 et 30 %. Donc, nous aurions pu forcer le modèle à respecter ces contraintes. Nos modèles auraient probablement obtenu de meilleurs résultats. En fait, sur le marché, plusieurs fonds mettent à disposition les contraintes d'investissement auxquels ils font face. Donc, les inclure à nos modèles serait probablement une bonne chose et le modèle conditionnel devrait être encore plus précis. . De plus, il serait intéressant de pousser davantage l'étude afin de bien comprendre les raisons de l'augmentation de la précision entre les données mensuelles et quotidiennes et ce, surtout pour notre modèle VUL.

7 Annexe

7.1 Modèle conditionnel de Ferson et Schadt (1996)

Ferson et Schadt (1996) ont défini et obtenu le modèle conditionnel (uni-varié) d'évaluation des rendements des titres financiers comme suit :

$$r_{i,t+1} = \beta_{im}(Z_t)r_{mt+1} + \mu_{i,t+1} \quad (1)$$

$$E(\mu_{i,t+1}|Z_t)=0$$

Où

$r_{i,t+1}$ = Rendement en excès du portefeuille i au temps t + 1,

$\beta_{im}(Z_t)$ = Bêtas conditionnels du portefeuille i lié au marché au temps t,

r_{mt+1} = Rendement en excès du marché au temps t + 1,

$\mu_{i,t+1}$ = terme d'erreur du portefeuille i au temps t + 1,

$$\beta_{im}(Z_t) = b_{om} + B_p' z_t \quad (2)$$

En substituant l'équation 2 dans l'équation 1, ils ont obtenu :

$$r_{i,t+1} = b_{om}r_{mt+1} + B_p'(z_t r_{mt+1}) + \mu_{i,t+1} \quad (3)$$

De plus,

$$E(\mu_{i,t+1}r_{mt+1} | Z_t)=0$$

Ce qui signifie que l'espérance des Z_t est égale à 0. Donc, l'équation 3 devient :

$$r_{i,t+1} = b_{om}r_{mt+1} + \mu_{i,t+1}$$

7.2 Statistiques descriptives des régressions

7.2.1 Gestionnaire d'actions américaines avec des données mensuelles

L'annexe 2.1 présente un sommaire des statistiques de nos régressions pour notre gestionnaire d'actions américaines utilisant des données mensuelles. Les quatre modèles étant : le modèle traditionnel, le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques utilisés dans la littérature (VUL), le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significative dans la littérature (VSL) et le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significative dans notre étude (VSE). Le portefeuille 1 (p1) est celui sans rebalancement, les portefeuilles 2 à 5 (p2, p3, p4, p5) sont ceux construit à l'aide de l'espérance de rendement (ER) et les portefeuilles 6 à 9 (p6, p7, p8, p9) ont été rebalancés selon les rendements réalisés (RR). De plus, les portefeuilles 2, 3, 4, 5 et 6, 7, 8, 9 sont respectivement ceux balancé mensuellement, trimestriellement, semestriellement et annuellement. Par exemple, le portefeuille 3 (p3) a été rebalancé selon l'espérance de rendement et ce, à tous les trois mois. Les régressions portent sur une période de 144 mois utilisant un historique de 180 mois (15 ans) et se déroule du premier janvier 1983 au 31 décembre 2009. On peut y voir le R-carré ajusté et le test de Durbin-Watson (D-W).

Gestionnaire d'actions américaines								
Données mensuelles								
	<i>Traditionnel</i>		<i>VUL</i>		<i>VSL</i>		<i>VSE</i>	
	R ² -ajusté	D-W	R ² -ajusté	D-W	R ² -ajusté	D-W	R ² -ajusté	D-W
p1	0,996	0,467	0,999	-1,007	0,998	-0,258	0,998	-0,258
p2	0,983	1,814	0,993	0,965	0,991	1,298	0,991	1,273
p3	0,985	1,565	0,996	0,37	0,995	0,755	0,994	0,834
p4	0,986	1,453	0,995	0,405	0,994	0,847	0,992	1,006
p5	0,988	1,372	0,995	0,325	0,994	0,781	0,994	0,884
p6	0,956	2,997	0,909	3,655	0,956	3,013	0,956	3,001
p7	0,963	2,67	0,959	2,717	0,966	2,605	0,963	2,674
p8	0,969	2,524	0,973	2,346	0,976	2,343	0,974	2,409
p9	0,950	2,27	0,974	2,081	0,965	2,211	0,960	2,238

7.2.2 Gestionnaire d'actions américaines avec des données quotidiennes

L'annexe 2.2 présente un sommaire des statistiques de nos régressions pour notre gestionnaire d'actions américaines utilisant des données quotidiennes. Les quatre modèles étant : le modèle traditionnel, le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques utilisés dans la littérature (VUL), le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significative dans la littérature (VSL) et le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significative dans notre étude (VSE). Le portefeuille 1 (p1) est celui sans rebalancement, les portefeuilles 2 à 5 (p2, p3, p4, p5) sont ceux construit à l'aide de l'espérance de rendement (ER) et les portefeuilles 6 à 9 (p6, p7, p8, p9) ont été rebalancés selon les rendements réalisés (RR). De plus, les portefeuilles 2, 3, 4, 5 et 6, 7, 8, 9 sont respectivement ceux balancé mensuellement, trimestriellement, semestriellement et annuellement. Par exemple, le portefeuille 3 (p3) a été rebalancé selon l'espérance de rendement et ce, à tous les trois mois. Les régressions portent sur une période de 3019 jours (12 ans) utilisant un historique de 3793 jours (15 ans) et se déroule du premier janvier 1983 au 31 décembre 2009. On peut y voir le R-carré ajusté et le test de Durbin-Watson (D-W).

Gestionnaire d'actions américaines								
Données quotidiennes								
	<i>Traditionnel</i>		<i>VUL</i>		<i>VSL</i>		<i>VSE</i>	
	R ² -ajusté	D-W	R ² -ajusté	D-W	R ² -ajusté	D-W	R ² -ajusté	D-W
p1	0,996	-2,876	0,999	-4,429	0,999	-3,977	0,998	-3,306
p2	0,989	-1,652	0,994	-2,52	0,992	-2,012	0,991	-1,935
p3	0,988	-1,655	0,994	-2,536	0,992	-2,082	0,992	-2,011
p4	0,99	-1,79	0,995	-2,776	0,993	-2,246	0,993	-2,174
p5	0,982	-1,266	0,983	-1,613	0,984	-1,469	0,983	-1,37
p6	0,966	-0,593	0,958	-0,608	0,966	-0,672	0,966	-0,61
p7	0,966	-0,607	0,966	-0,837	0,971	-0,814	0,967	-0,669
p8	0,975	-0,88	0,978	-1,219	0,978	-1,065	0,977	-0,971
p9	0,982	-1,265	0,983	-1,613	0,971	-0,814	0,983	-1,369

7.2.3 Gestionnaire balancé avec des données mensuelles

L'annexe 2.3 présente un sommaire des statistiques de nos régressions pour notre gestionnaire balancé utilisant des données mensuelles. Les quatre modèles étant : le modèle traditionnel, le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques utilisés dans la littérature (VUL), le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significative dans la littérature (VSL) et le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significative dans notre étude (VSE). Le portefeuille 1 (p1) est celui sans rebalancement, les portefeuilles 2 à 5 (p2, p3, p4, p5) sont ceux construit à l'aide de l'espérance de rendement (ER) et les portefeuilles 6 à 9 (p6, p7, p8, p9) ont été rebalancés selon les rendements réalisés (RR). De plus, les portefeuilles 2, 3, 4, 5 et 6, 7, 8, 9 sont respectivement ceux balancé mensuellement, trimestriellement, semestriellement et annuellement. Par exemple, le portefeuille 3 (p3) a été rebalancé selon l'espérance de rendement et ce, à tous les trois mois. Les régressions portent sur un période de 144 mois utilisant un historique de 180 mois (15 ans) et se déroule du premier janvier 1983 au 31 décembre 2009. On peut y voir le R-carré ajusté et le test de Durbin-Watson (D-W).

Gestionnaire Balancé								
Données mensuelles								
	<i>Traditionnel</i>		<i>VUL</i>		<i>VSL</i>		<i>VSE</i>	
	R ² -ajusté	D-W	R ² -ajusté	D-W	R ² -ajusté	D-W	R ² -ajusté	D-W
p1	0,995	-0,055	0,998	-1,526	0,996	-0,431	0,997	-0,57
p2	0,908	2,751	0,909	2,682	0,908	2,719	0,912	2,714
p3	0,912	2,652	0,922	2,454	0,918	2,551	0,921	2,553
p4	0,929	2,461	0,944	2,18	0,936	2,319	0,938	2,322
p5	0,942	2,219	0,958	1,795	0,944	2,151	0,945	2,167
p6	0,857	3,267	0,827	3,267	0,845	3,311	0,852	3,304
p7	0,892	2,856	0,9	2,717	0,886	2,873	0,891	2,868
p8	0,909	2,736	0,91	2,647	0,907	2,72	0,91	2,719
p9	0,911	2,717	0,924	2,396	0,911	2,64	0,915	2,641

7.2.4 Gestionnaire balancé avec des données quotidiennes

L'annexe 2.4 présente un sommaire des statistiques de nos régressions pour notre gestionnaire balancé utilisant des données quotidiennes. Les quatre modèles étant : le modèle traditionnel, le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques utilisés dans la littérature (VUL), le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significative dans la littérature (VSL) et le modèle conditionnel utilisant des variables macro-économiques significative dans notre étude (VSE). Le portefeuille 1 (p1) est celui sans rebalancement, les portefeuilles 2 à 5 (p2, p3, p4, p5) sont ceux construit à l'aide de l'espérance de rendement (ER) et les portefeuilles 6 à 9 (p6, p7, p8, p9) ont été rebalancés selon les rendements réalisés (RR). De plus, les portefeuilles 2, 3, 4, 5 et 6, 7, 8, 9 sont respectivement ceux balancé mensuellement, trimestriellement, semestriellement et annuellement. Par exemple, le portefeuille 3 (p3) a été rebalancé selon l'espérance de rendement et ce, à tous les trois mois. Les régressions portent sur une période de 3019 jours (12 ans) utilisant un historique de 3793 jours (15 ans) et se déroule du premier janvier 1983 au 31 décembre 2009. On peut y voir le R-carré ajusté et le test de Durbin-Watson (D-W).

Gestionnaire Balancé Données quotidiennes								
	<i>Traditionnel</i>		<i>VUL</i>		<i>VSL</i>		<i>VSE</i>	
	R ² -ajusté	D-W	R ² -ajusté	D-W	R ² -ajusté	D-W	R ² -ajusté	D-W
p1	0,993	-3,088	0,998	-4,89	0,995	-3,361	0,995	-3,383
p2	0,945	-0,834	0,96	-1,382	0,95	-0,974	0,95	-0,939
p3	0,945	-0,888	0,965	-1,53	0,954	-1,073	0,954	-1,039
p4	0,954	-1,071	0,971	-1,707	0,951	-1,081	0,963	-1,246
p5	0,969	-1,575	0,971	-1,707	0,969	-1,651	0,971	-1,655
p6	0,869	-0,19	0,852	-0,313	0,865	-0,232	0,87	-0,231
p7	0,846	-0,05	0,838	-0,24	0,841	-0,088	0,848	-0,088
p8	0,879	-0,294	0,89	-0,65	0,88	-0,376	0,886	-0,382
p9	0,877	-0,274	0,902	-0,8	0,881	-0,41	0,886	-0,392

7.3 Test de comparaison de moyennes pour la fréquence de données

7.3.1 Gestionnaire d'actions américaines

Les annexes suivantes sont les calculs du test de comparaison de moyennes. On utilise 95 % comme degré de liberté.

Pour commencer, on compare les résultats obtenus avec les données mensuelles versus ceux obtenus avec les données quotidiennes pour un même modèle.

Traditionnel :

$$\text{Test } t = \frac{(7.05 - 6.90)}{\left(\frac{26.01}{144} + \frac{21.34}{144}\right)^{0.5}} = 0.261$$

$$DF = \frac{\left(\frac{26.01}{144} + \frac{21.34}{144}\right)^2}{\frac{26.01^2}{\left(\frac{144}{144} + \frac{144}{144}\right)} + \frac{21.34^2}{\left(\frac{144}{144} + \frac{144}{144}\right)}} = 285.23$$

285.23 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Modèle VUL :

$$\text{Test } t = \frac{(13.74 - 6.18)}{\left(\frac{188.79}{144} + \frac{21.90}{144}\right)^{0.5}} = 6.25$$

$$DF = \frac{\left(\frac{188.794}{144} + \frac{21.90}{144}\right)^2}{\frac{188.794^2}{\left(\frac{144}{144} + \frac{144}{144}\right)} + \frac{21.90^2}{\left(\frac{144}{144} + \frac{144}{144}\right)}} = 176.97$$

176.97 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Modèle VSL :

$$\text{Test } t = \frac{(8.12 - 6.25)}{\left(\frac{45.56}{144} + \frac{21.72}{144}\right)^{0.5}} = 2.74$$

$$DF = \frac{\left(\frac{45.56}{144} + \frac{21.72}{144}\right)^2}{\frac{45.56^2}{144} + \frac{21.72^2}{144}} = 255.87$$

255.87 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Modèle VSE :

$$\text{Test } t = \frac{(6.71 - 6.30)}{\left(\frac{21.81}{144} + \frac{18.66}{144}\right)^{0.5}} = 0.77$$

$$DF = \frac{\left(\frac{21.81}{144} + \frac{18.66}{144}\right)^2}{\frac{21.81^2}{144} + \frac{18.66^2}{144}} = 286.26$$

286.26 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Moyenne des moyennes :

$$\text{Test } t = \frac{(10.43 - 6.41)}{\left(\frac{62.76}{144} + \frac{20.88}{144}\right)^{0.5}} = 5.27$$

$$DF = \frac{\left(\frac{62.76}{144} + \frac{20.72}{144}\right)^2}{\frac{62.76^2}{144} + \frac{20.72^2}{144}} = 230.27$$

230.27 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Maintenant, on compare les résultats obtenus avec notre gestionnaire balancé avec les données mensuelles versus ceux obtenus les données quotidiennes pour un même modèle.

Gestionnaire balancé

Traditionnel :

$$\text{Test } t = \frac{(8.69 - 7.12)}{\left(\frac{30.80}{144} + \frac{21.25}{144}\right)^{0.5}} = 2.61$$

$$DF = \frac{\left(\frac{30.80}{144} + \frac{21.25}{144}\right)^2}{\frac{30.80^2}{144} + \frac{21.25^2}{144}} = 278.46$$

278.46 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Modèle VUL :

$$\text{Test } t = \frac{(15.22 - 6.85)}{\left(\frac{191.55}{144} + \frac{27.88}{144}\right)^{0.5}} = 6.78$$

$$DF = \frac{\left(\frac{191.55}{144} + \frac{27.88}{144}\right)^2}{\frac{191.55^2}{144} + \frac{27.88^2}{144}} = 185.05$$

185.05 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Modèle VSL :

$$\text{Test } t = \frac{(9.18 - 6.99)}{\left(\frac{40.70}{144} + \frac{24.01}{144}\right)^{0.5}} = 3.26$$

$$DF = \frac{\left(\frac{40.70}{144} + \frac{24.01}{144}\right)^2}{\frac{40.70^2}{144} + \frac{24.01^2}{144}} = 270.11$$

270.11 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Modèle VSE :

$$\text{Test } t = \frac{(8.64 - 7.15)}{\left(\frac{34.81}{144} + \frac{24.90}{144}\right)^{0.5}} = 2.32$$

$$DF = \frac{\left(\frac{34.81}{144} + \frac{24.90}{144}\right)^2}{\frac{34.81^2}{144} + \frac{24.90^2}{144}} = 280.28$$

280.28 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Moyenne des moyennes :

$$\text{Test } t = \frac{(10.43 - 7.01)}{\left(\frac{62.63}{144} + \frac{24.46}{144}\right)^{0.5}} = 4.39$$

$$DF = \frac{\left(\frac{62.63}{144} + \frac{24.46}{144}\right)^2}{\frac{62.63^2}{144} + \frac{24.46^2}{144}} = 241.59$$

241.59 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

7.4 Test de comparaison de moyennes pour les modèles

7.4.1 Gestionnaire d'actions américaines avec des données mensuelles

Dans cette section, nous comparons si un modèle est significativement supérieur à un autre modèle.

Modèle traditionnel versus modèle VUL

$$\text{Test } t = \frac{(7.5 - 13.74)}{\left(\frac{26.01}{144} + \frac{188.79}{144}\right)^{0.5}} = -5.11$$

$$DF = \frac{\left(\frac{26.01}{144} + \frac{188.79}{144}\right)^2}{\frac{26.01^2}{\left(\frac{144}{144} + \frac{144}{144}\right)} + \frac{188.79^2}{\left(\frac{144}{144} + \frac{144}{144}\right)}} = 182.94$$

182.94 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Modèle traditionnel versus modèle VSL

$$\text{Test } t = \frac{(10.43 - 8.12)}{\left(\frac{26.01}{144} + \frac{61.94}{144}\right)^{0.5}} = -0.79$$

$$DF = \frac{\left(\frac{26.01}{144} + \frac{61.94}{144}\right)^2}{\frac{26.01^2}{\left(\frac{144}{144} + \frac{144}{144}\right)} + \frac{61.94^2}{\left(\frac{144}{144} + \frac{144}{144}\right)}} = 246.81$$

246.81 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Modèle traditionnel versus modèle VSE

$$\text{Test } t = \frac{(10.43 - 6.71)}{\left(\frac{26.01}{144} + \frac{21.81}{144}\right)^{0.5}} = 1.37$$

$$DF = \frac{\left(\frac{26.01}{144} + \frac{21.81}{144}\right)^2}{\frac{26.01^2}{144} + \frac{21.81^2}{144}} = 285.80$$

285.80 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

7.4.2 Gestionnaire d'actions américaines avec des données quotidiennes

Modèle traditionnel versus modèle VUL

$$\text{Test } t = \frac{(6.90 - 6.18)}{\left(\frac{21.34}{144} + \frac{21.9}{144}\right)^{0.5}} = 1.32$$

$$DF = \frac{\left(\frac{21.34}{144} + \frac{21.9}{144}\right)^2}{\frac{21.34^2}{144} + \frac{21.9^2}{144}} = 287.95$$

287.95 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Modèle traditionnel versus modèle VSL

$$\text{Test } t = \frac{(6.90 - 6.25)}{\left(\frac{21.34}{144} + \frac{21.72}{144}\right)^{0.5}} = 1.19$$

$$DF = \frac{\left(\frac{21.34}{144} + \frac{21.72}{144}\right)^2}{\frac{21.34^2}{144} + \frac{21.72^2}{144}} = 287.98$$

287.98 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Modèle traditionnel versus modèle VSE

$$\text{Test } t = \frac{(6.90 - 6.30)}{\left(\frac{21.34}{144} + \frac{18.66}{144}\right)^{0.5}} = 1.14$$

$$DF = \frac{\left(\frac{21.34}{144} + \frac{18.66}{144}\right)^2}{\frac{21.34^2}{144} + \frac{18.66^2}{144}} = 285.80$$

285.80 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

7.4.3 Gestionnaire balancé avec des données mensuelles

Modèle traditionnel versus modèle VUL

$$\text{Test } t = \frac{(8.69 - 15.22)}{\left(\frac{30.81}{144} + \frac{191.55}{144}\right)^{0.5}} = -5.25$$

$$DF = \frac{\left(\frac{30.81}{144} + \frac{191.55}{144}\right)^2}{\frac{30.81^2}{144} + \frac{191.55^2}{144}} = 189.14$$

189.14 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Modèle traditionnel versus modèle VSL

$$\text{Test } t = \frac{(8.69 - 9.18)}{\left(\frac{30.81}{144} + \frac{40.70}{144}\right)^{0.5}} = -0.70$$

$$DF = \frac{\left(\frac{30.81}{144} + \frac{40.70}{144}\right)^2}{\frac{30.81^2}{144} + \frac{40.70^2}{144}} = 282.58$$

282.58 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Modèle traditionnel versus modèle VSE

$$\text{Test } t = \frac{(8.69 - 8.64)}{\left(\frac{30.81}{144} + \frac{34.81}{144}\right)^{0.5}} = 0.07$$

$$DF = \frac{\left(\frac{30.81}{144} + \frac{34.81}{144}\right)^2}{\frac{30.81^2}{144} + \frac{34.81^2}{144}} = 286.93$$

286.93 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

7.4.4 Gestionnaire balancé avec des données quotidiennes

Modèle traditionnel versus modèle VUL

$$\text{Test } t = \frac{(6.12 - 6.85)}{\left(\frac{21.25}{144} + \frac{27.88}{144}\right)^{0.5}} = -0.46$$

$$DF = \frac{\left(\frac{21.25}{144} + \frac{27.88}{144}\right)^2}{\frac{21.25^2}{144} + \frac{27.88^2}{144}} = 282.86$$

282.86 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Modèle traditionnel versus modèle VSL

$$\text{Test } t = \frac{(6.90 - 6.99)}{\left(\frac{21.25}{144} + \frac{24.01}{144}\right)^{0.5}} = 0.23$$

$$DF = \frac{\left(\frac{21.25}{144} + \frac{24.01}{144}\right)^2}{\frac{21.25^2}{144} + \frac{24.01^2}{144}} = 286.94$$

286.94 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

Modèle traditionnel versus modèle VSE

$$\text{Test } t = \frac{(6.90 - 6.30)}{\left(\frac{21.25}{144} + \frac{24.90}{144}\right)^{0.5}} = 1.14$$

$$DF = \frac{\left(\frac{21.25}{144} + \frac{24.90}{144}\right)^2}{\frac{21.25^2}{144} + \frac{24.90^2}{144}} = 285.80$$

285.80 DF équivaut à 1.972 dans la table t student.

8 Bibliographie

Articles

Bollen, Nicolas et Busse, Jeffrey, 2001, « On the Timing Ability of Mutual Fund Managers », *The Journal of Finance*, 61(3), 1075-1094

Busse, Jeffrey, 1999, « Volatility Timing in Mutual Funds : Evidence for Daily Returns », *The Review of Financial Studies* 12(5), 1009-1040.

Brown, S. J. et W. N. Goetzmann, 1997, « Mutual fund styles », *Journal of Financial Economics*, 43(3), 373-399.

Carhart, Mark, 1997, « On Persistence in Mutual Fund Performance », *The Journal of Finance* 70(1), 57-81

Cummisford, R. et S. Lummer, 1996, « Controlling the limitations of style analysis », *Journal of Financial Planning*, 9(5), 70-76.

Coggins, Frank, Beaulieu, Marie-Claude et Gendron, Michel, 2009, « MUTUAL FUND DAILY CONDITIONAL PERFORMANCE », *The Journal of Financial Research*, 32(2), 95-122

DeRoos, F. A., T. E. Nijman et J. R. TerHorst, 2004, « Evaluating style analysis », *Journal of Empirical Finance*, 11, 29-53.

DiBartolomeo, D. et E. Witkowski, 1997, « Mutual fund misclassification: evidence based on style analysis », *Financial Analysts Journal*, 53, 32-43.

Fama, E. et K. French, 1996, « Multifactor explanations of asset pricing anomalies », *Journal of Finance*, 51(1), 55-84.

Ferson, W. E. et R. W. Schadt, 1996, « Measuring fund strategy and performance in changing economic conditions », *Journal of Finance*, 51(2), 425-461.

Ferson, W.E. et M. Qian, 2004, « Conditional performance evaluation revisited », *Boston College Working Paper*.

Ferson, W. E. et C. R. Harvey, 1999, « Conditioning variables and the cross section of stock returns », *Journal of Finance*, 54(4), 1325-1360.

Ferson, W., D. Kisgen et T. Henry, 2006, «Fixed income fund performance across economic states», *Research in Finance* 23, 1-62.

Ingham, Philippe, 2010 « Intégration de bêtas conditionnels dans un modèle d'évaluation des styles d'investissement par les rendements: conception, test et application », 1-83

Kim, M., R. Shukla et M. Tomas, 2000, «Mutual fund objective misclassification», *Journal of Economics and Business*, 52(4), 309–323.

Rekenthaler, J., M. Gambera et J. Charlson, 2006, «Estimating portfolio style in U.S. equity funds», *Journal of Investing*, 15(3), 25-33.

Sharpe, W. F., 1992, «Asset allocation: management style and performance measurement», *Journal of Portfolio Management*, 18(2), 7–19.

Swinkel, L. et P. J. Sluis, 2006, «Return-based style analysis with time-varying exposures», *European Journal of Finance*, 12, 529-552.

Livre

Coggin, Daniel., Fabozzi, Frank. – *The Handbook of equity style management*, New-Jersey, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, 2003, 494 pages, third edition.

Sites internet

FRENCH, Kenneth. (page consulté le 15 avril 2010), Fama/French Three Factors (en ligne). Adresse URL : <http://mba.tuck.dartmouth.edu/pages/faculty/ken.french/index.html>

Index Funds Advisors, Inc., (page consulté le 14 avril) Long-term History Characterizes Risk and Return, (en ligne). Adresse URL <http://www.ifa.com/12steps/step9/step9page3.asp>

Sparinvest S.A. (page consulté le 17 avril 2010), Notre stratégie liée aux obligations « value » (en ligne). Adresse URL : <http://www.sparinvest.fr/get/18371.html>